

## **Selskapers bruk av maskinlæring og betydningen for revisor**

En eksplorativ studie av hvordan revisors vurdering vil bli påvirket av revisjonspliktiges bruk av maskinlæring

MARTIN NILSEN OVNERUD  
AKSEL STAVN NOKHART

### **VEILEDERE**

Sylvi Nerskogen  
Geir Haaland

**Universitetet i Agder, 2019**

Handelshøyskolen  
Institutt for økonomi

Master

# Forord

Denne masteravhandlingen inngår som en avsluttende del av vårt masterprogram i regnskap og revisjon ved Universitetet i Agder. Prosessen med å skrive oppgaven har vært utfordrende, men har også gitt oss mye lærdom og god erfaring med å jobbe selvstendig.

Temaet for oppgaven ble valgt på bakgrunn av at vi ønsket å skrive om en fremtidsrettet og spennende problemstilling, men som også er relevant og nyttig. Vi identifiserte tidlig at maskinlæring er en svært interessant og anvendelig teknologi. På bakgrunn av dette ønsket vi å utforske hvordan revisjonen ville bli påvirket når den revisjonspliktige implementerer en slik teknologi. Dette har resultert i en utforskende studie hvor vi har samlet ekspertise fra spesialister på kunstig intelligens, personer med sterk faglig forståelse for revisjon og tilsynsorganer med tilknytning til revisjonsbransjen. Det har til tider vært krevende å håndtere forskjellige fagområder, men det har også gitt interessante synsvinkler på problemstillingen. Vi tar med oss lærdommen fra avhandlingen videre inn i arbeidslivet, og forhåpentligvis vil kunnskapen vi har tilegnet oss være nyttig i fremtidens revisjon.

Vi ønsker å takke våre veiledere Sylvi Nerskogen og Geir Haaland, som har bistått med faglige innspill og gode råd gjennom hele semesteret. Deres kompetanse og interesse for oppgaven har vært av stor verdi for oss.

Til slutt ønsker vi å rette en takk til alle informantene som har bidratt med god og innsiktsfull informasjon til problemstillingen. Deres bidrag har vært essensiell for utredningen av denne oppgaven.

Universitetet i Agder, Kristiansand, 2. juni 2019



Aksel Stavn Nokhart



Martin Nilsen Ovnerud

# Sammendrag

Næringslivet er i endring og de siste årene har maskinlæring blitt stadig mer aktuelt. Flere bedrifter ser potensialet i teknologien, og vi kommer til å se mer av maskinlæringsystemer og automatiserte analyser i fremtiden. Formålet med denne masteroppgaven er å undersøke hvordan revisor ville utført en ekstern revisjon av regnskapsinformasjon beregnet av maskinlæring.

Temaet er lite utforsket, og oppgavens praktiske betydning blir derfor å supplere med ny kunnskap på et nytt felt. For å avdekke muligheter og utfordringer ved bruk av maskinlæring, er det hensiktsmessig å inkludere en litteraturgjennomgang av teknologien i oppgaven. Teorigrunnlaget for avhandlingen er revisjonsrisikomodellen, som brukes til å vurdere og håndtere risiko identifisert i revisjonsprosessen. På bakgrunn av tidligere forskning redegjør vi for hvordan regnskapsestimater kan bli mer nøyaktige, og hvordan estimatenes iboende svakheter kan elimineres ved å bruke maskinlæringsalgoritmer. Teknologien kan følgelig brukes til å øke påliteligheten til det finansielle regnskapet.

Vi belyser oppgavens formål ved et eksplorerende design hvor data er innhentet ved dybdeintervjuer. Studien er basert på informanter fra de største revisjonsselskapene i Norge, Den norske Revisorforeningen (DnR), Datatilsynet, Finanstilsynet og eksperter på kunstig intelligens. Undersøkelsen viser at revisor ville, ved en ekstern revisjon av et regnskapsestimat utarbeidet av maskinlæring, økt kontrollrisikoen under innledende risikovurdering. Videre viser funn at informantene forventer at maskinlæring vil gjøre enhetens interne kontroll mer effektiv på lang sikt. Studien avdekker en uenighet om hvilken revisjonstilnærming som er mest måleffektiv. Revisors valg av revisjonstilnærming påvirkes av maskinlæringsystemets kompleksitet og kompetanse til revisor og den revisjonspliktige. De internasjonale revisjonsstandardene vil ikke legge begrensninger på å bygge revisjonen på et system som styres av maskinlæringen. Det uttrykkes likevel et ønske om mer veiledning og praktiske eksempler blant studiens informanter.

# Innholdsfortegnelse

<b>Forord</b> .....	I
<b>Sammendrag</b> .....	II
<b>Innholdsfortegnelse</b> .....	III
<b>Figurliste</b> .....	V
<b>Formler</b> .....	V
<b>1. Innledning</b> .....	1
1.1 Bakgrunn for valg av oppgave.....	1
1.2 Problemstilling og formål.....	3
1.3 Oppbygging av oppgaven.....	4
1.4 Avgrensninger og forutsetninger.....	4
<b>2. Litteraturgjennomgang av kunstig intelligens</b> .....	6
2.1 Kunstig intelligens.....	6
2.2 Maskinlæring.....	8
2.2.1 Oppbygging av algoritmer.....	9
2.3 Drivere for kunstig intelligens.....	9
2.4 Utfordringer ved bruk av maskinlæring.....	11
<b>3. Revisjonsteori</b> .....	16
3.1 Revisjonens formål og revisors rolle.....	16
3.2 God revisjonsskikk.....	17
3.3 Revisors holdninger.....	19
3.4 Revisjonsrisikomodellen.....	21
3.5 Revisjonsprosessen fra et IT-perspektiv.....	24
3.5.1 Innledende risikovurderingshandlinger.....	25
3.5.2 Videre revisjonshandlinger.....	30
3.5.3 Avsluttende revisjonshandlinger.....	34
3.6 Regnskapsestimater.....	35
3.6.1 Revisors oppgaver knyttet til regnskapsestimater.....	37
3.6.2 Revidert utgave av revisjonsstandard ISA 540.....	39
3.6.3 Utfordringer knyttet til revisjon av regnskapsestimater.....	40
<b>4. Maskinlæring og regnskapsestimater</b> .....	42
<b>5. Metode</b> .....	46
5.1 Forskningsdesign.....	46
5.2 Forskningsmetode.....	47

5.3 Innsamling av data .....	48
5.3.1 Utvalgsstrategi .....	49
5.3.2 Intervjuguide.....	52
5.3.3 Gjennomføring av intervju .....	53
5.4 Analyse av data .....	54
5.4 Forskningsetikk.....	54
5.6 Forskningskvalitet.....	55
<b>6. Funn og analyse.....</b>	<b>58</b>
6.1 Innledning .....	58
6.2 Forskningsspørsmål 1.....	59
6.3 Forskningsspørsmål 2.....	67
6.4 Forskningsspørsmål 3.....	71
<b>7. Avslutning og konklusjon.....</b>	<b>74</b>
7.1 Avhandlingens begrensninger.....	78
7.2 Videre forskning .....	79
<b>Litteraturliste.....</b>	<b>81</b>
<b>Vedlegg.....</b>	<b>88</b>
Vedlegg 1: Intervjuguide - Revisjonsselskap og DnR.....	88
Vedlegg 2: Intervjuguide – CAIR.....	90
Vedlegg 3: Intervjuguide – Finanstilsynet .....	91
Vedlegg 4: Intervjuguide – Datatilsynet .....	93
Vedlegg 5: Intervjuguide - Norsk systemutvikler .....	94
Vedlegg 6: Refleksjonsnotat 1 .....	95
Vedlegg 7: Refleksjonsnotat 2.....	99

# Figurliste

Figur 1: Definisjoner organisert i fire kategorier (Norvig, Russell & Davis, 2010, s. 2) .....	7
Figur 2: IT-miljø påvirker revisjonsrisikoen (Kvalvik, 2014, s. 10).....	30
Figur 3: Revidere rundt systemet - svart boks-tilnærmingen (Hall, 2011, s. 753).....	32
Figur 4: Oversikt over regnskapsposter som omtales som estimat .....	36
Figur 5: Presentasjon av avhandlingens informanter .....	51
Figur 6: Sammenheng mellom teknologisk endring og behov for endring av standard .....	73

# Formler

Formel 1: Revisjonsrisikomodellen (Gulden, 2015, s. 430) .....	21
--	----

# 1. Innledning

Vi skal i dette kapittelet forklare bakgrunnen for oppgaven og hvorfor vi ønsket å skrive om temaet. Videre vil problemstilling, forskningsspørsmål og formålet med oppgaven bli presentert, før vi avslutningsvis vil følge leseren gjennom avhandlingens oppbygging og hvilke avgrensninger og forutsetninger vi har satt.

## 1.1 Bakgrunn for valg av oppgave

Temaet for vår masteroppgave er hvordan en ekstern revisjon blir påvirket dersom revisjonspliktige selskaper tar i bruk maskinlæring til direkte produksjon av regnskapsinformasjon. De siste årene har det skjedd endringer i revisjonsbransjen og flere endringer kommer til å skje fremover. Den tradisjonelle måten å revidere på har blitt endret av blant annet digitalisering, mer tilgjengelig data og avansert teknologi. Det har tidligere blitt forsket på hvordan revisjonsbransjen kan benytte seg av nye teknologier som revisjonsverktøy og hvilke følger digitalisering får for revisjonsbransjen (se for eksempel Cao, Chychyla & Stewart, 2015; Kokina & Davenport, 2017). Derimot har det blitt utført lite forskning på hvordan revisors vurdering vil bli påvirket når den revisjonspliktige tar i bruk avanserte informasjonsteknologi (IT)-systemer til direkte beregning av finansiell regnskapsinformasjon. Vi har i denne avhandlingen valgt å studere muligheten for selskaper til å bruke maskinlæring ved utarbeidelse av regnskapsestimater i det finansielle regnskapet, og hvordan dette vil endre revisors vurdering av regnskapsposten. Ding, Lev, Peng, Sun & Vasarhelyi (2018) avdekker at ved bruk av maskinlæringsalgoritmer kan regnskapsestimater beregnes mer nøyaktige. Studien begrunner dette med at maskinlæring tar hensyn til flere variabler, samt at teknologien vil redusere risiko knyttet til misligheter og andre iboende risikoer (Lev, 2018).

Kunstig intelligens er et bredt begrep som har mange definisjoner. Begrepet er en samlebetegnelse på flere ulike teknologier, hvor vi i denne avhandlingen fokuserer på maskinlæring. Kunstig intelligens er ikke lenger kun et *buzzword*. Det har vært diskutert og forsket på helt siden 1950-tallet (Tørresen, 2013, s. 12-13), men som et produkt av kraftige datamaskiner, bedre algoritmer og big data har det skjedd store gjennombrudd i senere tid (Burgess, 2018). I dag bruker de fleste av oss teknologien hver eneste dag uten at vi tenker

over det. Når vi søker på nettet, navigerer i trafikk eller oversetter tekster er vi brukere av kunstig intelligens (Teknologirådet, 2018). Næringslivet bruker automatiserte analyser og maskinlæring stadig mer (Kvalheim, 2018). Det er kun et tidsspørsmål før slike teknologier vil påvirke regnskapsposter og dermed bli relevant for revisor. Dagens IT-systemer kan endre seg fra å være regelstyrte og forutsigbare, til å bli intelligente og lære seg å trekke konklusjoner basert på store datamengder. Maskinlæring kan derfor føre til endringer i hvordan revisor vurderer en regnskapspost.

World Economic Forum (2017, s. 44) kategoriserer i «Global Risk report 2017» kunstig intelligens som den teknologien med høyest nytte, men også teknologien med høyest potensielle negative konsekvenser. Dette understreker behovet for velfungerende rammeverk for bruk og verifisering av teknologien. Etter hvert som næringslivet digitaliseres, blir også revisjonsbransjen tvunget til å henge med. Desto mer teknologi og komplekse systemer som nyttes av den revisjonspliktige, desto mer kompetanse og IT-forståelse kreves av revisjonsselskapene. Deloitte (u.å.) uttrykker at ved mer bruk av teknologi, vil egenskapene revisor innehar endres: «Hvis vi skal revidere en prosess som er styrt av en robot, må vi sjekke at den gjør oppgaven riktig. Og hvordan reviderer man da egentlig en robot?». Gartner (2019) estimerer at 70% av organisasjoner vil implementere kunstig intelligens i løpet av 2021. KPMG publiserte topplederundersøkelsen «2018 CEO Outlook», hvor det kommer frem at internasjonale toppledere omfavner teknologi, samt at ni av ti virksomheter er i gang med å teste eller implementere kunstig intelligens i sine prosesser (Berg, 2018).

Solberg-regjeringen har nylig opprettet en ny ministerpost, digitaliseringsminister ved Nikolai Astrup, for å starte arbeidet med en nasjonal strategi for kunstig intelligens (Eidem, 2019). Dette er for mange en etterlengtet strategi og sammenlignet med andre land, henger Norge bak når det gjelder nasjonale strategiske bestemmelser. Teknologirådet (2018) mener at Norge har et fortrinn i forhold til mange andre land på grunn av organiseringen av velferdsstaten. I tillegg har Norge store mengder tilgjengelig data som et resultat av en befolkning som er digitalt aktive. Dette tatt i betraktning gir norske bedrifter en fordel som kan nyttiggjøres ved implementering av maskinlæring.

De store revisjonsselskapene investerer alle tungt i teknologisk utvikling (Kokina & Davenport, 2017; Kinserdal, u.å.). Det betyr at det er stor sannsynlighet for at vi selv kommer til å møte teknologien innen kort tid. Ved å forske på dette temaet får vi et innblikk i hvordan



dette kan påvirke revisor, samt hvilke utfordringer revisjonsbransjen står overfor fremover. Vi mener dette vil være en betydningsfull kompetanse å ta med seg videre inn i arbeidslivet.

## 1.2 Problemstilling og formål

Næringslivet bruker automatiserte analyser og maskinlæring stadig mer (Kvalheim, 2018). Dette viser betydningen og skaleringen til maskinlæring. Formålet med oppgaven er å undersøke hvordan revisor ville utført en ekstern revisjon av regnskapsinformasjon beregnet av maskinlæring. Det har foreløpig vært få praktiske eksempler hvor maskinlæring har påvirket det finansielle regnskapet, men som denne avhandlingen vil belyse, er det sannsynlig at slike systemer vil påvirke det finansielle regnskapet i fremtiden. Innledningsvis skrev vi at tidligere avhandlinger og forskningsprosjekter har fokusert på hvordan revisjonsbransjen kan benytte seg av teknologien som et verktøy, men det har blitt forsket lite på hvordan maskinlæring kan påvirke revisor. Vi har avgrenset oss til å vurdere hvordan maskinlæring kan bli brukt av den revisjonspliktige i utarbeidelsen av regnskapsestimer da dette er en regnskapspost som er passende til teknologien (Ding et al., 2018). På bakgrunn av dette har vi formulert følgende problemstilling:

*«Hvordan kan revisors vurdering av regnskapsestimer bli påvirket av revisjonspliktiges bruk av maskinlæring?»*

For å svare på problemstillingen har vi på bakgrunn av litteraturgjennomgang av kunstig intelligens og teori om revisjon, utledet tre forskningsspørsmål. Valg av forskningsspørsmål blir begrunnet i delkapittel 5.1. Avhandlingens forskningsspørsmål er som følger:

**F1:** Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors innledende risikovurderingshandlinger i vurderingen av regnskapsestimer?

**F2:** Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors videre revisjonshandlinger i vurderingen av regnskapsestimer?

**F3:** Inneholder de internasjonale revisjonsstandardene tilstrekkelig med veiledning for å håndtere maskinlæring?

### 1.3 Oppbygging av oppgaven

Avhandlingen har blitt omfattende da vi har vært nødt til å hensynta to ulike fagområder, kunstig intelligens og revisjon. På bakgrunn av dette har vi gjennomført en litteraturgjennomgang av kunstig intelligens der vi har valgt å fokusere på maskinlæring. Det har vært viktig for studien med en grundig gjennomgang av litteratur rundt teknologien for å kunne belyse de viktigste momentene.

Denne avhandlingen består av totalt syv kapitler. Første kapittel belyser problemstillingen, gir en introduksjon til oppgaven som helhet og setter rammen for avgrensninger og forutsetninger. I andre kapittel presenteres en litteraturgjennomgang av kunstig intelligens, hvor vi ser nærmere på maskinlæring. Kapitlet vil belyse kompleksiteten til teknologien, samt hvilke utfordringer teknologien kan gi revisor ved vurdering av enhetens IT-systemer. Kapittel tre inneholder den teoretiske forankringen for oppgaven. Kapitlet avgrenses til relevant teori innenfor revisjonsfaget og regnskapsestimer, som er regnskapsposten vi har fokusert på. Kapittel fire fletter sammen litteraturgjennomgangen av kunstig intelligens med revisjonsteori, hvor det blir presentert en studie gjort i 2018 der det ble forsøkt å produsere regnskapsestimer ved hjelp av ulike maskinlæringsalgoritmer (Ding et al., 2018). I kapittel fem utgreies vår metodiske anvendelse for å besvare problemstilling og forskningsspørsmål. Det vil blant annet bli gjennomgått valg av forskningsdesign og metode, hvordan datainnsamlingen foregikk og en vurdering av avhandlingens forskningskvalitet. Kapittel seks inneholder innsamlede funn og en påfølgende analyse av hvert forskningsspørsmål. Avslutningsvis vil vi i kapittel syv konkludere på forskningsspørsmålene og svare på problemstillingen. Kapitlet avsluttes med avhandlingens begrensninger og anbefaling til videre forskning.

### 1.4 Avgrensninger og forutsetninger

Fordi studien tar for seg to fagområder, er det nødvendig å gjøre avgrensninger. Kunstig intelligens er et bredt begrep som omfatter mange teknologier. Vi har valgt å avgrense oss til maskinlæring. Maskinlæring er anvendelig for både den revisjonspliktige og revisjonsselskap. Vi har avgrenset utredningen til å studere revisjonspliktiges bruk av maskinlæring, og har følgelig ikke adressert hvordan revisjonsbransjen kan bruke teknologien i en finansiell revisjon. Videre avgrensninger er gjort når det gjelder hvor teknologien kan bli implementert

av den revisjonspliktige. Maskinl ring er en anvendelig teknologi som kan brukes til ulike form l og forretningsprosesser. Denne avhandlingen ser p  maskinl ring anvendt til finansiell rapportering av regnskapsestimater. Valget om   avgrense avhandlingen til regnskapsestimater ble gjort p  bakgrunn av tilgjengelig forskning p  området. Dette blir n rmere presentert i kapittel fire.

Maskinl ring blir stadig mer brukt av n ringslivet. Likevel har revisor forel pig ikke v rt avhengig av   vurdere slike IT-systemer. Revisjonsstandard ISA 315 pkt 18 (Iaasb, 2012) sier at revisor skal opparbeide seg en forst else av IT-systemer som er relevante for den finansielle rapportering. En forutsetning som ligger til grunn i oppgaven er at revisor anser IT-systemet som relevant for den finansielle rapporteringen. Hvis et IT-system ikke p virker det finansielle regnskapet eller transaksjoner for vrig, vil ikke revisor anse systemet som relevant for revisjonen. Dette kan for eksempel v re IT-systemer brukt i forbindelse med chatbots. Om slike systemer gjør en feil, vil ikke dette n dvendigvis p virke det finansielle regnskapet.

## 2. Litteraturgjennomgang av kunstig intelligens

I dette kapittelet vil vi først utdype hva som ligger i begrepet kunstig intelligens, før vi ser nærmere på maskinlæring. Formålet med kapittelet er å formidle kompleksiteten som ligger i teknologien og hvorfor maskinlæring er dagsaktuelt. Avslutningsvis belyser vi hvilke utfordringer maskinlæring kan medføre.

### 2.1 Kunstig intelligens

Kunstig intelligens er en teknologi som har hatt stor utvikling de senere år, og samlet sett er dette feltet et av de nyeste innenfor vitenskap og ingeniørfag. Begrepet kunstig intelligens ble introdusert allerede i 1956, og siden den gang har fagområdet utviklet seg til å konsentrere seg om utvikling av datasystemer som kan produsere en mest mulig intelligent oppfattelse, resonnering og respons (Russell, Norvig & Davis, 2010; Tørresen, 2013). Ett av elementene som gjør kunstig intelligens unikt er evnen til å lære av eksempler og forbedre seg etter flere oppgaver og ulike konfigurasjoner i systemet. Fagområdet bygger på studier innenfor filosofi, psykologi, nevrovitenskap, matematikk og datamaskinteknologi. Det er med andre ord et sammensatt felt med mange elementer (Tørresen, 2013, s. 14).

Begrepene kunstig intelligens, kognitiv automatisering og maskinlæring har tidligere blitt brukt om hverandre i studier. Andrew Burgess har i boken *The executive guide to artificial intelligence* forsøkt å operasjonalisere begrepet kunstig intelligens og kommet frem til åtte kjerneområder for kunstig intelligens: bildegjenkjenning, stemmegjenkjenning, søk, klyngeanalyse, naturlig språkbehandling, optimalisering, prediksjon og forståelse. De fire første kjerneområdene handler om å fange opp informasjon, som for eksempel å hente ut strukturert data fra ustrukturerte datasett. De gjenværende områdene forsøker å kartlegge hva som foregår, mens “forståelse” skal forklare hvorfor noe har skjedd. Dette stiller krav til kognitive egenskaper, et felt som ikke er like modent som de fire første områdene (Burgess, 2018).

For å kunne definere begrepet kunstig intelligens må man først forstå hva naturlig intelligens består av. Intelligens er i litteraturen definert på mange måter. Mange forskere ønsker å gi

begrepet en vid definisjon slik at det kan omfatte alt fra teoretiske ferdigheter til praktiske og sosiale evner. Noen av definisjonene som er brukt i norsk litteratur er «evne til abstrakt tenkning» eller «utnyttelse av tidligere erfaringer i nye situasjoner» (Raaheim & Teigen, 2018).

Russell et al., (2010, s. 2) har samlet åtte definisjoner på kunstig intelligens i to dimensjoner (figur 1). De to øverste boksene beskriver tankeprosesser og resonnement, mens de to nederste beskriver oppførsel. Venstre side beskriver menneskelig atferd, mens på høyre side er det listet opp den ideelle adferden, kalt rasjonalitet.

<p><b>Thinking Humanly</b></p> <p>“The exciting new effort to make computers think . . . <i>machines with minds</i>, in the full and literal sense.” (Haugeland, 1985)</p> <p>“[The automation of] activities that we associate with human thinking, activities such as decision-making, problem solving, learning . . .” (Bellman, 1978)</p>	<p><b>Thinking Rationally</b></p> <p>“The study of mental faculties through the use of computational models.” (Charniak and McDermott, 1985)</p> <p>“The study of the computations that make it possible to perceive, reason, and act.” (Winston, 1992)</p>
<p><b>Acting Humanly</b></p> <p>“The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by people.” (Kurzweil, 1990)</p> <p>“The study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better.” (Rich and Knight, 1991)</p>	<p><b>Acting Rationally</b></p> <p>“Computational Intelligence is the study of the design of intelligent agents.” (Poole et al., 1998)</p> <p>“AI . . . is concerned with intelligent behavior in artifacts.” (Nilsson, 1998)</p>

Figur 1: Definisjoner organisert i fire kategorier. Fra: *Artificial intelligence: A modern approach* (s. 2) Russell et al., 2010. Boston: Pearson.

Litteraturen skiller mellom svak og sterk kunstig intelligens. Svak kunstig intelligens inneholder en simulering av menneskelig intelligens (Russell et al., 2010). Ved denne typen intelligens oppfører modellen seg som om den var intelligent (Tørresen, 2013, s. 98). Sterk kunstig intelligens inneholder ingen simulering, men faktisk intelligens foreligger (Russell et al., 2010). Det finnes ingen offisiell definisjon for når en modell tenker av seg selv og er sterk, men ofte relateres det til forståelse og bevissthet om seg selv og omgivelsene (Tørresen,

2013). En teknologi kan kun betegnes som kognitiv eller som kunstig intelligens om den er autonom og lærer over tid (Kokina & Davenport, 2017, s. 119).

Tidligere i oppgaven skrev vi at maskinlæring er en gren av kunstig intelligens. Dette er et fagområde som er mye omtalt i litteratur og oppfattes som en teknologi med et stort potensial og høy anvendelighet. Videre i oppgaven vil vi avgrense oss til å snakke om denne teknologien.

## 2.2 Maskinlæring

Maskinlæring bringer analyse av tallmateriale til et høyere nivå og er allerede blitt tatt i bruk utenfor regnskap for å automatisere statistisk og matematisk modellering. Det er spesielt relevant når organisasjoner ønsker å øke hastigheten, detaljnivået og produktiviteten til modellering (Kokina & Davenport, 2017). Datatilsynet (2018, s. 5) omtaler maskinlæring som «et sett teknikker og verktøy som lar maskiner «tenke» ved å lage matematiske algoritmer basert på akkumulert data». Teknikken handler om å få datamaskiner til å modifisere eller tilpasse sine handlinger slik at handlingen blir mer nøyaktig, hvor suksess måles etter hvor godt de valgte handlingene gjenspeiler det riktige svaret (Marsland, 2015). Maskinlæring er basert på statistiske metoder som lar systemet søke etter mønstre i datasett, og man sier at systemet lærer istedenfor å bli programmert (Elster & Tidemann, 2019). Systemet kan selv komme opp med nye algoritmer som gjør at modellen vil kunne behandle ustrukturert data som den ikke har sett tidligere. For at den skal klare dette er systemet avhengig av store mengder data (Datatilsynet, 2018).

Ved å først bli trent opp av et strukturert treningssett, kan systemet bruke modellene eller reglene den har laget, for å se om de samme modellene kan brukes på ny ustrukturert data (Datatilsynet, 2018). Det finnes forskjellige måter å lære opp en maskinlæringsalgoritme på. De tre mest brukte treningsmetodene er veiledet læring, uveiledet læring og læring med forsterkning. Disse metodene skiller mellom å lære av erfaringer gjort med historiske datasett, komponere nye sammenhenger eller mønstre, eller ved prøve- og feilemetoden (Datatilsynet, 2018; Teknologirådet, 2018). Veiledet form for læring har i den siste tid vært læremetoden som har oppnådd best resultater (Teknologirådet, 2018). Generelt sett starter trening av maskinlæring med et treningssett som blir sendt inn i modellen. Treningssettet består av

strukturert data og inneholder likheter og mønstre. Maskinen bruker sine algoritmer til å identifisere mønstre og likheter i datasettet for å danne en modell eller endre algoritmen slik at modellen klarer å identifisere nye mønstre ved bruk av andre datasett modellen aldri har sett før (Datatilsynet, 2018).

### 2.2.1 Oppbygging av algoritmer

Datatilsynet (2018) sier at en av bekymringene man har til maskinlæring er at det kan være vanskelig å forstå hvordan modellen har kommet frem til resultatet. Derfor stilles det krav til riktig kompetanse for å forstå hva som egentlig fører til resultatet. Kompetanse om maskinlæring og hvordan modellene fungerer vil bli viktig fremover (ICAEW, 2018, s. 10). Maskinlæring består av matematiske algoritmer (Datatilsynet, 2018). En algoritme er en fullstendig eller nøyaktig beskrivelse av fremgangsmåten for løsningen av en beregningsoppgave eller en annen oppgave (Aarnes, 2018). Skjult i elektronikken ligger det et sett av regler som utfører beregningen eller styrer operasjonen (Fenstad, 2017). «Algoritmer er ganske enkelt et sett trinnvise instruksjoner som skal utføres mekanisk, for å oppnå et ønsket resultat.» (Chabert, 1999, s. 1 (egen oversettelse)).

Når man programmerer algoritmene som brukes av en datamaskin, er det maskinlæring og statistisk modellering som ligger i bunn (Norsk regnesentral, u.å.). Fenstad (2017) viser at modellering kan utføres ved bruk av den matematiske metode. Den matematiske metode består av tre trinn. Først skal man analysere problemet, hvor målet er å danne seg et bilde av strukturen av problemet. Neste trinn sier noe om språk og regler som kan forekomme i matematiske ligninger. Til slutt kommer algoritmene som kan gi en prediksjon av systemets egenskaper (Fenstad, 2017). En struktur kan være en samling av objekter som kan være konkrete ting eller abstrakte størrelser hvor det foreligger en relasjon eller egenskaper mellom hverandre. Språk kan betegnes som et verktøy som vi kan bruke til å forklare strukturen og forstå den (Fenstad, 2017).

## 2.3 Drivere for kunstig intelligens

De viktigste driverne for kunstig intelligens og elementene som forklarer hvorfor teknologien har utviklet seg er big data, rimeligere lagringskapasitet, raskere prosessorer og

nettverkstilgang. Vi har tidligere nevnt at begrepet kunstig intelligens kan dateres tilbake til 1950-tallet som ofte blir referert til som «KI-vinter». Det var flere tiår med stagnasjon og fremgang før vi på 90-tallet begynte å se konjunktorene til der vi er i dag. Uten nevnte drivere, ville vi sannsynligvis fremdeles vært i en KI-vinter (Burgess, 2018, s. 19). Det stilles spørsmål om det er for høye forventninger til kunstig intelligens og at vi befinner oss i en «hype», men Burges (2018) argumenterer med bakgrunn i nevnte drivere at det er annerledes denne gangen. Dette underbygges i flere studier (Forbes, 2018; Datatilsynet, 2018).

### **Big data**

Big data har hatt en enorm utvikling de siste årene og det er større mengder data tilgjengelig enn tidligere. Burgess (2018) påpeker at tilgjengelig datamengde dobles annethvert år, som underbygger relevansen av big data. Big data betegnes som en samling av datasett som er så store og komplekse at tradisjonelle verktøy ikke klarer å prosessere denne informasjonen (PwC, 2015). Dataen er for stor, for rask eller passer ikke til restriksjonene til tradisjonelle dataverktøy (Syed, Gillela & Venugopal, 2013). Big data består av strukturert og ustrukturert data, hvor 90% av all data omtales som ustrukturert. Informasjonen kan forekomme i mange ulike former, blant annet lyd, bilder, e-post og regneark (Nordlie, 2018). Ifølge PwC (2015, s. 4) handler big data om «hvordan vi setter sammen informasjon fra interne og strukturerte datakilder med ustrukturert informasjon for å skape ny innsikt».

I følge Gartner består big data av tre faktorer. Big data er informasjon som kjennetegnes ved høyt volum, høy hastighet og/eller høy grad av variasjon, og som krever nye metoder for prosessering og tilrettelegging for å kunne fungere som grunnlag for forbedrede beslutninger, økt innsikt og optimalisering av prosesser. (Gartner, u.å.; PwC, 2015; McAfee & Brynjolfsson, 2012). Burgess (2018) viser til betydningen av big data ved behovet for millioner av eksempler til å trene maskinlæring. Dette gjør at selskaper med tilgang til big data som Facebook og Google har et fortrinn ved trening av sine maskinlæringsmodeller.

### **Reduserte kostnader av lagringskapasitet**

Ved mer tilgjengelig data vil det oppstå et behov for mer lagringsplass. Kostnaden ved lagring av data har blitt drastisk redusert, og det har blitt gjort enorme fremskritt ved utviklingen av lagringskapasitet. I dag skjer mye av lagringen på nettet (skylagringstjenester) som gir tilgang til databasen uansett hvor du befinner deg i verden (Burgess, 2018).



### **Raskere prosessorer**

I likhet med redusert kostnad av lagring av data, har det blitt billigere å produsere prosessorer med større maskinkraft. Ved bruk av mer data trenger maskinene større arbeidskraft for å prosessere og håndtere all datatrafikk. Datakraft er viktig for å kunne bruke kunstig intelligens i sanntid. Både treningen av modellen og behandling av inndata må utføres raskt slik at bedrifter kan bruke verktøyet når det trengs (Burgess, 2018).

### **Nettverk og tilkobling**

Raskere nettverkstilkobling har gjort det mulig å prosessere maskinlæring uansett hvor du befinner deg. Praktiske eksempler er talegjenkjenningsapplikasjoner som Siri og Alexa, produsert henholdsvis av Apple og Amazon. Tilkoblingen over nett gjør det mulig å prosessere data i datasentrene, mens innholdet blir presentert i sanntid for bruker. Med en slik tilkobling trenger man ikke datakraft i enheten som mottar sluttproduktet, fordi alt arbeidet gjøres hos systemleverandøren (Burgess, 2018).

## **2.4 utfordringer ved bruk av maskinlæring**

Med mange fordeler følger det naturligvis noen utfordringer ved bruk av maskinlæring. Ved implementering og økt bruk av slike applikasjoner, vil flere beslutninger bli tatt på bakgrunn av en anbefaling gjort av en maskin. Dette innebærer et behov for økt forståelse og tillit til utdataen fra modellen (Teknologirådet, 2018). Litteratur tar ofte opp etiske og personvernsrelaterte utfordringer når det snakkes om kunstig intelligens og maskinlæring. Vi har i denne avhandlingen valgt å avgrense oss til de utfordringene som kan påvirke den finansielle rapporteringen. Nedenfor skal vi presentere de mest aktuelle utfordringene som kan oppstå ved bruk av maskinlæring.

### **Den svarte boksen**

Begrepet «svart boks» er sentralt når man snakker om kompliserte maskinlæringsalgoritmer. Bak begrepet ligger en av de største utfordringene til maskinlæring, nemlig mangelen på åpenhet. Ved tidligere versjoner av kunstig intelligens som var regelbaserte analytiske verktøy, hadde man ingen problematikk rundt forståelsen av modellen. Det var enklere å kontrollere det som ble sendt inn i modellen, forstå hvordan data ble behandlet og at resultatet var korrekt. Nyere versjoner av maskinlæringsmodeller kan omtales som svarte bokser hvor

det kan være vanskelig å få en forståelse for hvordan resultatet blir produsert. Disse versjonene er lite anvendelige før vi forstår prosessen og ser sammenhengen mellom inndata, behandling og utdata. Uten åpenhet i modellene tar det lang tid før regulatoriske instanser, revisjonsselskap eller revisjonspliktige selskaper tar nytte av slike modeller som beslutningsverktøy (Kokina & Davenport, 2017).

Den svarte boksen gjør det vanskelig å forstå hvordan modellen har kommet frem til det den har gjort. Modellen skjuler vurderinger, usikkerhet og hvilke forutsetninger som har blitt tatt for å komme frem til resultatet (Teknologirådet, 2018). Utførelse av tilsyn, eller en revisjon, av en algoritme som har utfordringer med svart boks kan være komplisert og stiller ofte krav til høy kompetanse fra tredjeparten som utfører revisjonen (Datatilsynet, 2018). Et praktisk eksempel på et svart boks-problem er Skatteetatens prediktive modell for å velge ut hvilke selvangivelser de skal kontrollere basert på tidligere data og mønstre for sannsynlighet for feil. I rapporten deres fra 2016 uttalte de: «Når vi bygger modellen på denne måten, vet vi ikke nødvendigvis hva det er som gjør at en bestemt skattyter blir rangert til å ha stor risiko for feil.» (Datatilsynet, 2018; Skatteetaten, 2016). Uttalelsen fra Skatteetaten underbygger relevansen til svart boks-problematikken og det er liten grunn til å tro at dette ikke gjelder flere modeller som blir brukt til å utføre prediksjoner.

Det er i dag stor variasjon i hvor gjennomsiktige en algoritme basert på maskinlæring er. Noen modeller er mindre komplekse og derfor mer gjennomsiktige, for eksempel beslutningstrær. Dette gjør oppgaven med å verifisere arbeidet og algoritmen enklere (Datatilsynet, 2018). I motsatt ende hvor det er vanskelig å forklare og forstå hva som er gjort, er dyp læring med nevralt nettverk (Datatilsynet, 2018). Dyp læring kan bestå av tusenvis av forskjellige koblinger og hundrevis av skjulte lag med koblinger hvor mange av de kunstige nevronene kan påvirke utdata i ulik grad. Dette medfører forklaringsproblemer for brukeren. Svart boks-utfordringer kan kategoriseres i to hovedproblemstillinger i følge Teknologirådet (2018):

- Begrenset innsyn på grunn av kommersielle forhold.
- Algoritmen er kompleks og vanskelig å forklare.

Første problemstilling gjelder der maskinlæring blir brukt innenfor rekruttering, domstol eller bank og finans. Det kan være sensitiv informasjon som ikke offentligheten skal ha tilgang til.

Siste problemstilling vil være relevant innenfor kompliserte maskinlæringsalgoritmer hvor systemene er komplekse og uforståelige (Datatilsynet, 2018; Teknologirådet, 2018). O’Neil (2017) trekker frem behovet for å gjennomføre revisjon av algoritmer. Matematiske modeller burde være et verktøy og ikke bestemme over oss, derfor er vi nødt til å forstå hvorfor resultatet blir som det blir. Videre uttrykker forfatteren at vi må kvitte oss med svarte bokser, skjevheter i datasett og diskriminerende modeller.

### **Fordomsfulle algoritmer og datasett**

Intelligente systemer er like gode som dataen vi gir systemet (IBM, u.å.). Hvis vi trener maskinlæringsalgoritmer med datasett hvor menneskers fordommer blir gjenspeilet, vil algoritmen kunne kopiere fordommene og innstillingen til mennesket. Et praktisk eksempel er en bedrift som rekrutterer mennesker med bruk av kunstig intelligens og lærer opp systemet basert på tidligere ansettelse. Dersom det jobbet 90% menn i et selskap, kan det tenkes at sannsynligheten for at en mann ville blitt ansatt neste gang, var stor. Dette er ett av problemene forbundet med fordomsfulle algoritmer og datasett (Teknologirådet, 2018). Datatilsynet (2018, s. 15) uttrykker at «modellens resultat kan bli uriktig eller diskriminerende dersom treningsdataene gir et skjevt bilde av virkeligheten, eller dersom de ikke er relevante for området de skal virke på». Dog er ikke dette et uløselig problem med dagens teknologi. Ved å være bevisste på hvilke skjevheter som kan ligge i datasettet, kan utviklerne programmere modellen til å motvirke diskriminering (Teknologirådet, 2018, s. 48-49).

IBM-forskere har også utviklet et uavhengig vurderingssystem som kan avgjøre hvor rettferdig et kunstig intelligent system er (IBM, u.å.). Utfordringen er vurderingen om et datasett er påvirket av menneskelige fordommer eller om det er tilfeldigheter. Følgelig vil det være viktig å vite hvor datasettet kommer fra og alltid gjøre en vurdering på hvor påvirket det kan være før det sendes inn i modellen (Burgess, 2018). IBM (u.å.) tror at det i fremtiden vil bli enda flere fordomsfulle systemer, og suksessen ligger i de systemene som klarer å være fordomsfrie.

### **Læring**

De ulike metodene for å trene opp en maskinlæringsmodell medfører også noen utfordringer. Veiledet læring benytter seg av datasett som kan inneholde skjevheter og dermed kan modellen lære av skjeve forhold i samfunnet, og bli fordomsfull. Ikke-veiledet læring er en læringsmetode hvor modellen skal klare å gjenkjenne mønstre uten veiledning. Mindre

påvirkning fra menneske i læringen betyr at mer gjøres direkte av maskinen. Denne type læring vil være lite gjennomiktig og det kan være vanskelig å forstå hvordan modellen har kommet frem til svaret. Det betyr at denne læringsmetoden kan føre til svart boks-problemer. Forsterkende læring er som tidligere nevnt prøve-og-feilemetoden. utfordringer knyttet til denne læringsmetoden er at mennesker spesifiserer hvordan maskinen skal komme frem til ønsket resultat, uten å ha kontroll over hvordan modellen løser oppgaven. Denne læringsmetoden kan derfor føre til etiske og svart boks-utfordringer (Teknologirådet, 2018). En generell utfordring ved trening av algoritmer er å unngå at modellen blir overtrent eller undertrent. Ved overtrening blir modellen spesialisert på datasettene den har trent på og dermed vil et minste avvik fra treningssettet forvirre modellen. Algoritmen fokuser på mønstre som finnes i treningssettet, men som ikke er relevant i forhold til det faktiske bruksområdet til modellen (Bjørkeng, 2018). En undertrent modell vil ikke ha lært nok til å komme frem til korrekte svar. Om algoritmen ikke klarer å generalisere fra datasettet, altså har en form for undertrening, kan kvaliteten i treningsdatasettet være lav eller så er det benyttet feil læringsalgoritme. For å håndtere en undertrent modell kan man endre læringsmetode eller algoritme (Aamodt, 2016).

### **Testing og verifisering av maskinlæring**

Mange maskinlæringsalgoritmer mangler evnen til å forklare hvordan de jobber og hvordan beslutningene blir tatt, og dette skaper et tillitsproblem til algoritmen (Schabenberger, 2018). Det finnes i dag mange rammeverk og retningslinjer man kan lene seg på ved utvikling av IT-verktøy, men disse rammeverkene må avstemmes, forbedres og tilpasses nyere tid. Et eksempel på et rammeverk som kan tilpasses er «de tre forsvarslinjer» som skal hjelpe virksomheter til å identifisere roller og ansvar og øve på løpende risikostyring. Disse forsvarslinjene er ifølge Kvalheim (2018):

1. Virksomheten: Det er viktig med bevissthet rundt hvilke verktøy man bruker og de må kunne håndtere tillitens fire forankringspunkter: kvalitet, effektivitet, integritet og motstandsdyktighet i algoritmene (KPMG, 2018).
2. Overvåke risiko: Løpende risikostyring vil være andre forsvarslinje. Funksjonen som monitorer risiko må ha retningslinjer og prosedyrer som opererer som et «rekkverk» for organisasjonen.
3. Tilsyn og revisjon: Siste forsvarslinje kan være internrevisor eller uavhengige tilsynsmiljøer som validerer kontrollmekanismen og kan identifisere svakheter.

For å bygge tillit til systemene slik at datascientists, brukere og det regulatoriske føler seg komfortable med de nye systemene, må modellene lages mer tillitsfulle og pålitelige (Schabenberger, 2018). Begrensningene i forsvarsmekanismene til maskinlæring ligger i mangelen til å verifisere algoritmen (Goodfellow & Papernot, 2017). Under utviklingen av pålitelige systemer involverer ingeniører både testing og verifisering. Ved testing av et system evaluerer man systemet i flere forhold mens man observerer oppførsel og leter etter feil. Når man verifiserer et system produserer man et overbevisende argument om at systemet ikke vil gjøre gale handlinger under et bredt spekter av ulike omstendigheter (Goodfellow & Papernot, 2017). Tradisjonelt har utviklere kun testet maskinlæringsalgoritmer. Testing av et system er ikke godt nok for å gi sikkerhetsgarantier av systemet, da utenforstående kan sende inn annen inndata enn den som er brukt i testprosessen. Testing av naturlig forekommende inndata er tilstrekkelig for tradisjonelle maskinlæringssystemer, men verifisering av uvanlige innganger er nødvendig for sikkerhetsgarantier. «Vi bør verifisere algoritmer, men så langt vet vi bare hvordan man skal teste» (Goodfellow & Papernot, 2017, (egen oversettelse)). Schabenberger (2018) uttrykker at ledelsen må vurdere en «trade-off» mellom nøyaktighet og forklarbarhet. Vil du bruke en modell som gir deg mer avanserte prediktive evner, eller en modell som er fullt forklarlig? De mest avanserte algoritmene er ofte de mest nøyaktige og samtidig minst forklarbare.

## 3. Revisjonsteori

I dette kapittelet vil vi forklare det teoretiske revisjonsgrunnlaget vi legger til grunn for å kunne besvare forskningsspørsmålene. Vi har trukket frem det vi mener er relevant for avhandlingens problemstilling. Innledningsvis vil revisjonens formål og revisors rolle bli beskrevet, før vi går nærmere inn på betydningen av god revisjonsskikk og revisors holdninger. Deretter forklarer vi hvordan revisjonsrisikomodellen blir brukt i revisjonen, og hvordan revisjonsprosessen kan deles opp i innledende, videre og avsluttende revisjonshandlinger. Avslutningsvis ser vi nærmere på regnskapsestimater.

### 3.1 Revisjonens formål og revisors rolle

Ordet revisjon kommer fra latin og betyr «ettersyn» eller «gjensyn». Det kan ha flere betydninger avhengig av hvilken situasjon det brukes i, men i vår oppgave er det snakk om en finansiell revisjon (Kaurel & Halbo, 2018). Formålet med finansiell revisjon er å øke tilliten en bruker har til det finansielle regnskapet, jf. ISA 200 pkt 3 (Iaasb, 2010a). Dette gjøres ved at en person som er uavhengig av alle brukerne av det finansielle regnskapet, kontrollerer og verifiserer den økonomiske informasjonen som et selskap gir til omverdenen (Gulden, 2015). Revisorloven definerer revisors rolle som en «allmennhetens tillitsperson ved utøvelse av en revisjon». Videre sier loven at «revisor skal utføre revisjonen med integritet, objektivitet og aktsomhet» (Revisorloven, 1999, § 1-2).

Selv om revisjon av regnskapet per i dag lovpålagt, har behovet for sikkerhetsstillelse av finansiell informasjon eksistert i mange år. Behovet for revisjon kan bli forstått gjennom principal-agent-teorien. Principaler, som er eierne av et selskap, ansetter agenter til å lede selskapet. Agentene drifter selskapet og tar avgjørelser på vegne av eierne, noe som gjør at agentene gjerne har mer informasjon om selskapets finansielle posisjon enn eierne. Dette kalles asymmetrisk informasjon og er et problem fordi agentene og eierne kan ha ulike målsettinger (Audit Quality Forum, 2005). Eierne ønsker å maksimere profitten, mens agentene ønsker å maksimere inntekten og minimere innsatsen. For å håndtere denne utfordringen kan partene bli enige om at agenten skal levere en årlig rapport om den finansielle situasjonen i selskapet til eieren. Eieren engasjerer en uavhengig tredjepart,

revisor, for å verifisere at de finansielle tallene stemmer, samt at de følger de bestemmelser som er fastsatt i avtalen mellom dem (Eilifsen, Messier, Glover & Prawitt, 2010). På slik måte er revisor med på å redusere risikoen for at en forretningsavgjørelse er basert på feilaktig informasjon. Denne risikoen kalles informasjonsrisiko og er med på å påvirke kapitalkostnaden (Arens, Elder & Beasley, 2006). Revisor har ikke bare et ansvar overfor samfunnet, primært kapitalmarkedet og øvrige regnskapsbrukere, men også overfor revisorprofesjonen. Tillit fra omverden er kanskje revisors viktigste attributt, og mistillit hos en revisor kan påvirke hele revisjonsyrket, jf. DnRs regler om etikk (IFAC, 2008). International Federation of Accountants (IFAC) har utviklet et regelverk om etikk, *Code of Ethics for Professional Accountants*, som er ment å være en utfyllende veiledning til revisorlovgivningens bestemmelser om etikk, uavhengighet og objektivitet. Regelverket skal hjelpe medlemmene av Revisorforeningen med å tiltre rollen som revisor på en best mulig måte, jf. DnRs regler om etikk, Forord (IFAC, 2008).

## 3.2 God revisjonsskikk

Ifølge Revisorloven §5-2, andre ledd, skal revisor utføre sin virksomhet i samsvar med god revisjonsskikk. Det finnes ingen definisjon på «god revisjonsskikk» i loven eller i DnRs standarder, men Norges Statsautoriserte Revisorers Forening (NSRF) definerer det som:

«God revisjonsskikk er å utføre revisoroppdrag i overensstemmelse med den oppfatning av etiske og revisjonstekniske prinsipper som til enhver tid er alminnelig anerkjent og praktisert av dyktige og ansvarsbevisste utøvere av yrket» (Gulden, 2015, s. 126).

Begrepet er en rettslig standard som betyr at dens betydning endrer seg i takt med hva samfunnet mener bør kreves (Gulden, 2015). God revisjonsskikk inneholder både revisjonsstandardene og eventuelle uskrevne regler og oppfatninger som er akseptert i revisjonsbransjen som går lenger enn ISAene (Knudsen, Siebke, Cordt-Hansen & Den norske Revisorforening, 2010, s. 191). Kravene i de internasjonale standardene er likevel underordnet kravene i lov og forskrift, jf. ISA Forord pkt 6 (Iaasb, 2009).

Revisjonsstandardene er prinsippbaserte og forutsetter i mange tilfeller skjønnsutøvelse fra revisor ved praktisering av revisoryrket. Revisor må derfor benytte sitt profesjonelle skjønn, herunder utøve profesjonell skepsis. Revisor har et selvstendig ansvar for å utføre revisjonen slik den dyktige og ansvarsbevisste revisor vil gjøre det (Knudsen et al., 2010, s. 191-192).

Knudsen et al., (2010) påpeker at revisjonsstandardene er en viktig del av begrepet «god revisjonsskikk». Hvordan standardene formuleres og bygges opp kan derfor antas å påvirke hvordan revisor utfører revisjonen. Kinserdal (u.å.) problematiserer at reguleringsmyndigheter og internasjonale revisjonsstandarder per i dag er lite tilpasset den digitale revisjonsverden, hvor det spesielt blir trukket fram utvalgtesting som et betent område. Videre påpeker artikkelen at standardsettere er klare over problematikken, men mener det er vanskelig å oppdatere standardene før revisjonsmetodikken er oppfunnet. Traaseth & Haugli (2017) sier at det er naturlig at regulatoriske endringer kommer etter teknologiske innovasjoner.

Revisjonsstandardene er generelt sett på som et minimumsnivå av hva som kan forventes av revisjonskvalitet (Willekens & Simunic, 2012). Studien til Willekens og Simunic (2012) utforsker hvordan formuleringene i revisjonsstandardene kan påvirke revisors innsats og kvaliteten av revisjonsarbeidet. Resultatene viser at vage formuleringer og mye fleksibilitet kan øke revisors innsats opp til et punkt, men hvis standardene blir for vage eller tvetydige vil det føre til lavere revisjonskvalitet. Studien viser at formuleringene i standarden er en viktig påvirkende faktor for revisjonskvaliteten i oppdraget.

Griffith, Hammersley og Kadous (2013) avdekket at revisor ofte velger å basere revisjonen av regnskapsestimater på revisjonshandlinger som tester ledelsens prosesser for produksjon av estimater. Disse metodene baseres i stor grad på ledelsens forutsetninger, og forfatterne stiller seg undrende til hvorfor ikke revisor benytter seg av andre revisjonshandlinger som gjør revisor mindre påvirket av ledelsens forutsetninger. Resultatene viser at revisor ikke legger til grunn egne forventninger, og derfor stoler på ledelsens forutsetninger. En av årsakene til dette er at revisor rettferdiggjør utnyttelse av vage standarder til å både bruke og stole på ledelsens estimater fremfor å benytte seg av egne forventninger (Bratten, Gaynor, McDaniel, Montague & Sierra, 2013; Hackenbrack & Nelson, 1996). Resultatene av Bratten et al. (2013) viser videre at ved å gi revisor mer konkret informasjon og veiledning vil revisor i større grad kunne basere revisjonen på revisjonshandlinger som bygger på revisors egne forventninger. Dette kan føre til at revisor blir mindre påvirket av ledelsens forutsetninger og kan redusere risiko for manglende objektivitet. Dette underbygges også av Jenkins & Haynes (2003) som observerte at ledelsens forutsetninger påvirker revisor i mindre grad hvis denne informasjonen blir vurdert senere i revisjonsprosessen. En av årsakene er at revisor har brukt tid på å lage



sine egne forventninger og vurdere hvilke forutsetninger som er rimelige å ha med i modellen. Disse resultatene taler for en mer detaljert utgave av revisjonsstandardene.

Glover, Prawitt og Spilker (1997) viser at for strukturert beslutningsstøtte påvirker beslutningstakere til å angripe oppgaver mer mekanisk. Dette sett i sammenheng med revisjonsstandardene betyr at hvis det blir for detaljert veiledning, kan dette føre til at revisor får en «kryss-av-boks»-mentalitet. Revisor vil bruke standarden slavisk og tro at de utviser profesjonell skjønn og skepsis, men i virkeligheten glemmer de disse holdningene. Dette underbygger at for detaljerte veiledninger og krav i revisjonsstandard ikke nødvendigvis vil føre til høyere revisjonskvalitet (Power, 2003, sitert i Bratten et al., 2013). Et annet poeng som belyses i studien er at hvis revisjonsstandardene er tvetydige i en allerede kompleks og ustrukturert oppgave, vil økte krav til revisor føre til forenklinger i strategiske valg som kan føre til feil beslutninger og dermed lavere revisjonskvalitet (Bretten et al., 2013).

### 3.3 Revisors holdninger

Revisor skal utøve profesjonelt skjønn og opprettholde profesjonell skepsis gjennom hele planleggingsprosessen og gjennomføringen av revisjonen, jf. ISA 200 pkt 7 (Iaasb, 2010a).

#### **Profesjonell skepsis**

Det er ingen klar enighet om hva profesjonell skepsis er eller hvordan det kan måles blant regulatoriske myndigheter eller standardsettere (Nolder & Kadous, 2018). ISA 200 pkt 13(1) (Iaasb, 2010a) forklarer det som en holdning der revisor er kritisk til påliteligheten av revisjonsbevis og er på vakt for indikatorer for mulig feilinformasjon som følge av feil eller misligheter. Det vil si at standardsettere beskriver begrepet som et personlighetstrekk revisor skal ha, og at denne holdningen skal være i tankegangen og atferden til revisor (Olsen, 2014). Revisjon av det finansielle regnskapet har en viktig rolle i samfunnet og stiller derfor krav om at revisor planlegger og gjennomfører revisjonen med profesjonell skepsis (Eilifsen et al., 2010). Olsen (2014) uttrykker at begrepet profesjonell skepsis er utfordrende og vanskelig å dokumentere, definere og måle. Regnskapsposter som er komplekse av natur og inneholder subjektive vurderinger, stiller høye krav til revisors bruk av profesjonell skepsis. Eksempler på dette er regnskapsestimater, forutsetning om fortsatt drift og transaksjoner mellom nærstående parter (Dimitrova & Sorova, u.å.).

## **Profesjonelt skjønn**

Profesjonelt skjønn og god revisjonsskikk er to av hovedkravene som revisjonen skal utføres i samsvar med, jf. Revisorloven §5-2 (1999). ISA 200 pkt 13(k) (Iaasb, 2010a) definerer profesjonelt skjønn som «anvendelsen av relevant opplæring, kunnskap og erfaring innenfor rammen av standarder for revisjon, regnskap og etikk når det fattes informerte beslutninger om hvilke handlingsplaner som er hensiktsmessige etter omstendighetene ved revisjonsoppdraget.» Revisor skal følgelig ta riktige beslutninger om videre handlinger ved et revisjonsoppdrag basert på erfaring og kompetanse (Eilifsen et al., 2010). American Institute of Certified Public Accountants (AICPA) (u.å.) forventer at regnskapsprodusenter bruker skjønn i regnskapsavleggelsen og at revisorer bruker profesjonelt skjønn under revisjonen. Hva den enkelte revisor oppfatter som riktig ved utøvelse av profesjonelt skjønn, kan føre til variasjoner i den eksterne revisjonen.

Revisors utøvelse av profesjonelt skjønn er avgjørende for at revisjonen av et finansielt regnskap gjennomføres på en tilfredsstillende måte. Revisor er nødt til å bruke kunnskap og erfaring for å tolke både de internasjonale revisjonsstandardene og de etiske kravene i DnRs regler om etikk. Ved vurdering av vesentlighetsgrenser, revisjonsrisiko, ledelsens skjønnsmessige vurderinger og typen, tidspunkt og omfang av revisjonshandlinger, stilles det krav til skjønnsutøvelse fra revisor, jf. ISA 200 pkt A25 (Iaasb, 2010a). ISA 200 pkt A29 (Iaasb, 2010a) poengterer at skjønnsutøvelsen skal skje løpende gjennom hele revisjonen og det må kunne dokumenteres at revisor har vist skjønnsutøvelse.

Kunnskap er en sentral del ved revisors skjønnsutøvelse, jf. ISA 200 pkt 13(k) (Iaasb, 2010a). Taylor (2000) avdekket forskjeller i risikovurdering utført av revisorer med og uten spesialisert kompetanse innen en bestemt industri. Studien viser at spesifikk industrikompetanse er en variabel som påvirker risikovurdering og revisjonsplanen. Resultatene av studien viser at personer uten spesifikk bransjekunnskap vurderer risikoen til å være signifikant høyere enn vurderingen utført av personer med bransjekunnskap. I tillegg til å vurdere risikoen til å være høyere, ble det også påvist at de uten bransjekunnskap hadde mindre tillit til sine egne risikovurderinger. Resultatene viser at det derfor er viktig for revisjonsteamet å ha personer med god bransjekunnskap, slik at revisjonen får en bedre risikovurdering og revisjonsplan.

For å sikre at revisor har tilstrekkelig kompetanse, stilles det krav til revisors utdanning i Revisorloven §3-2 (1999). Statsautorisert revisor skal ha mastergrad innen regnskap og revisjon og inneha karakteren C eller bedre i alle eksamener på de to siste årene av masterstudiet (Finanstilsynet, 2017). Det er krav om etterutdanning for revisor, og etter gjeldende lov kreves det minst 105 timer årlig etterutdanning (Revisorforeningen, u.å.). Videre må alle som søker om å bli registrert revisor gjennomgå en praktisk prøve (Revisorloven, 1999, §3-3, femte ledd). Prøven skal bekrefte at personen er egnet til å påta seg revisjonsoppdrag (Gulden, 2015).

Ved planleggingen og gjennomføringen av en revisjon benytter revisor revisjonsrisikomodellen for å vurdere hvor det foreligger risiko, og hvordan risikoen skal håndteres. Denne modellen er i stor grad basert på utøvelse av profesjonelt skjønn (Eilifsen et al., 2010, s. 78). I neste delkapittel vil gå nærmere inn på hvordan modellen blir brukt ved utførelsen av en revisjon.

### 3.4 Revisjonsrisikomodellen

Revisjonsrisikomodellen brukes av revisor for å identifisere hvor det foreligger risiko for vesentlig feilinformasjon i regnskapet og iverksette hensiktsmessige handlinger for å håndtere disse risikoene, slik at revisjonen blir utført på en måleffektiv måte, jf. ISA 300 pkt 4 (Iaasb, 2010d) og ISA 315 pkt 3 (Iaasb, 2012). Modellen kan ikke bli utledet direkte fra standardene, men de ulike faktorene er definert i ISA 200 pkt 13 (Iaasb, 2010a). AICPA utdyper i Statement on Auditing Standards (SAS) 107 pkt 26 (2006) at modellen kan forstås som en ligning, der iboende risiko, kontroll risiko og oppdagelsesrisiko er en funksjon av revisjonsrisikoen.

$$\text{Revisjonsrisiko} = \text{iboende risiko} \times \text{kontrollrisiko} \times \text{oppdagelsesrisiko}$$

*Formel 1: Revisjonsrisikomodellen. Fra: Den eksterne revisor. (s. 430), av B. Gulden, 2015, Oslo: Gyldendal akademisk.*

Revisjonsrisiko er definert i ISA 200 pkt 13(c) (Iaasb, 2010a) som: «risikoen for at revisor gir uttrykk for en uriktig konklusjon når regnskapet inneholder vesentlig feilinformasjon». Begrepet er et sentralt konsept som er gjennomgående i hele revisjonsprosessen (Eilifsen et al., 2010). Revisor ønsker å redusere denne risikoen til et akseptabelt nivå (Gulden, 2015).

Revisjonsstandardene gir ingen veiledning på hva som er et akseptabelt nivå for revisjonsrisiko. Dette må avgjøres på bakgrunn av revisors profesjonelle skjønn (Messier et al., 2006).

ISA 200 pkt 13(n) (Iaasb, 2010a) definerer risiko for vesentlig feilinformasjon som risikoen for at regnskapet inneholder vesentlig feilinformasjon før det revideres. Risiko for vesentlig feilinformasjon er en funksjon av komponentene iboende risiko og kontrollrisiko. Revisor kan ikke redusere iboende risiko og kontrollrisiko på kort sikt (Gulden, 2015). Iboende risiko er definert i ISA 200 pkt 13 (n)i (2010a) som: «Muligheten for at en påstand om en transaksjonsklasse, kontosaldo eller tilleggsopplysning kan inneholde feilinformasjon som kan være vesentlig, enten enkeltvis eller sammen med annen feilinformasjon, før eventuelle tilhørende kontroller tas i betraktning». Med andre ord, er dette risikoen for at det foreligger vesentlig feil i det finansielle regnskapet før revisor har hensyntatt enhetens interne kontroll (Eilifsen et al., 2010).

ISA 200 pkt 13(n)ii (Iaasb, 2010a) definerer kontrollrisiko som: «Risikoen for at feilinformasjon som kan forekomme i en påstand om en transaksjonsklasse, kontosaldo eller tilleggsopplysning og som kan være vesentlig, enten enkeltvis eller sammen med annen feilinformasjon, ikke forhindres eller avdekkes og korrigeres i rett tid av enhetens interne kontroll». Denne risikoen er direkte knyttet opp mot effektiviteten til designet og gjennomførelsen til de interne kontrollene (Eilifsen et al., 2010).

Oppdagelsesrisiko er definert i ISA 200 pkt 13(e) (Iaasb, 2010a) som: «Risikoen for at revisjonshandlingene som utføres av revisor for å redusere revisjonsrisikoen til et akseptabelt lavt nivå, ikke vil avdekke eksisterende feilinformasjon som kan være vesentlig, enten alene eller sammen med annen feilinformasjon.» Oppdagelsesrisikoen blir bestemt av hvor effektive revisjonshandlingene er og hvor godt de blir gjennomført (Eilifsen et al., 2010). I motsetning til ved vurderingen av risiko for vesentlig feilinformasjon, kan revisor redusere oppdagelsesrisikoen ved å tilpasse arten, tidspunktet for utførelse og omfanget av sin granskning av regnskapet og grunnlagsmaterialet (Gulden, 2015).

Revisjonsrisikomodellen er ikke ment som en presis matematisk formel for å beregne revisjonsrisikoen på bakgrunn av alle faktorer som kan påvirke risikoen. Den kan brukes som

et planleggingsverktøy for å bestemme hvilke revisjonshandlinger som skal utføres for å håndtere den anslåtte risikoen. I planleggingsfasen av revisjonen fastsetter revisor en akseptabel revisjonsrisiko (Messier et al., 2006). Revisjonsrisikoen kan ikke settes for lav da dette fører til u hensiktsmessig mye arbeid for revisor og et ikke-konkurransedyktig revisjonshonorar. Likeså kan revisjonsrisikoen ikke settes for høy da risikoen for at det er vesentlige feil i regnskapet øker, og risikoen for at revisor blir økonomisk erstatningsansvarlig øker. Revisjonsrisikoen vil aldri bli satt til null da brukerne av regnskapet er innforstått med at det alltid vil være en viss revisjonsrisiko knyttet til regnskapet (Gulden, 2015).

Neste steg er å fastsette en foreløpig risiko for vesentlig feilinformasjon. I vurderingen av denne risikoen må revisor vurdere revisjonspliktiges forretningsrisiko og risikoen for vesentlig feilinformasjon på grunn av feil eller misligheter (Messier et al., 2006). Arens et al. (2006) påpeker at ved vurderingen av iboende risiko må revisor ta hensyn til blant annet bransjen den revisjonspliktige opererer i, ledelsens kompetanse og integritet, resultater fra tidligere revisjoner, nærstående parter og regnskapsestimater. Den iboende risikoen revisor kommer frem til ut fra kartleggingen, er som regel den endelige risikostørrelsen revisor bygger videre på i sitt planleggingsarbeid. Dette er fordi det ofte er veldig vanskelig å etterprøve vurderingen av den iboende risikoen ved å utføre tester. Kontrollrisikoen må vurderes opp mot hvordan den revisjonspliktige interne kontroller er designet og implementert (Gulden, 2015). Gulden (2015) påpeker videre at revisor må foreta en kartlegging og granskning av kontrollmiljøet, samt regnskaps- og internkontrollsystemene for å kunne gi en foreløpig vurdering av risikoen. Kontrollmiljøet kan undersøkes ved å forhøre seg om ledelsesfilosofi, ansvarsfordeling, organisasjonsstruktur og hvilke kontrollsystemer som finnes. Vurdering av regnskaps- og internkontrollsystemene består i at revisor skaffer seg forståelse av vesentlige transaksjoner og hvordan disse oppstår, dokumenteres og regnskapsføres.

Analysen gjort av de ulike risikoene resulterer i en endelig konklusjon om iboende risiko og en foreløpig konklusjon om kontrollrisiko. Revisjonsrisikoen må som nevnt være på et akseptabelt nivå og revisor må derfor påse at oppdagelsesrisikoen blir satt slik at modellen blir matematisk riktig (Gulden, 2015; ISA 330 pkt 6 (Iaasb, 2010f)).

På bakgrunn av vurderingen gjort av kontrollrisiko må revisor vurdere om de interne kontrollene skal testes. I motsetning til substanshandlinger som tar sikte på å kontrollere riktigheten av informasjon, går test av kontroller ut på å verifisere en foreløpig konklusjon om kontrollrisikoen. Dersom revisor har en forventning om høy kontrollrisiko, stoler ikke revisor på at de interne kontrollene er effektive med hensyn på å forebygge, eller avdekke og korrigere, vesentlig feilinformasjon, jf. ISA 330 pkt 4(b) (Iaasb, 2010f). Revisor vil således ikke teste kontrollene, men derimot utføre omfattende substanshandlinger for å redusere revisjonsrisikoen ned til et akseptabelt nivå (Gulden, 2015). Settes den foreløpige kontrollrisikoen til lav eller middels på bakgrunn av den innledende risikoanalysen, vil revisor teste kontrollene for å bekrefte sin antakelse om risikoen. Skulle antakelsen om lav eller middels kontrollrisiko stemme, kan revisor redusere grundigheten av granskningen av regnskapsopplysningene. Oppdagelsesrisikoen blir da høyere, men fordi kontrollrisikoen er lav eller middels vil fortsatt revisjonsrisikoen være akseptabel (Gulden, 2015).

Arens et al. (2006, s. 268 og 272) påpeker at revisjonsrisikomodellen har noen begrensninger. Modellen blir lite brukt til å evaluere resultater da forskning har vist at det ikke er passende å bruke den til å beregne oppnådd revisjonsrisiko. Det er fordi at bruk av modellen til slikt formål kan resultere i en undervurdering av revisjonsrisikoen. Videre er det en begrensning ved modellen at det er vanskelig å måle komponentene. Fordi de er utfordrende å måle, er komponentene som oftest basert på subjektive vurderinger. Revisor er klar over denne utfordringen, og for å håndtere den benytter mange revisorer brede målebetingelser som lav, middels og høy.

### 3.5 Revisjonsprosessen fra et IT-perspektiv

I revisjonsprosessen skal revisor identifisere og vurdere risikoer for at det er feilinformasjon i den revisjonspliktiges regnskap. For å håndtere de anslåtte risikoene må revisor planlegge hensiktsmessige revisjonshandlinger, utføre disse og rapportere resultatet av revisjonen til brukerne av regnskapet (Gulden, 2015, s. 27-28). Sentralt står vesentlighet og risiko gjennom hele prosessen (Messier et al., 2006). Prosessen kan deles opp i innledende risikovurderingshandlinger, videre revisjonshandlinger og avsluttende revisjonshandlinger. I dette kapittelet vil vi belyse de ulike fasene, samt beskrive hvordan revisjonspliktiges implementering av IT vil påvirke revisors vurdering av intern kontroll og valg av

revisjonstilnærming.

En viktig vurdering ved planleggingen av en revisjon er behovet for en ekspert. ISA 620 pkt 6 (Iaasb, 2010j) definerer “revisors ekspert” som en person eller organisasjon som innehar ekspertise på et annet felt enn regnskap eller revisjon, hvis arbeid på dette feltet brukes av revisor for å bistå revisor i innhenting av tilstrekkelig og hensiktsmessig revisjonsbevis. Ordet «tilstrekkelig» dekker kvantiteten av revisjonsbevis som må innsamles, mens ordet «hensiktsmessig» dekker kvaliteten. Kvaliteten av bevis kan måles på relevansen, revisjonsprosedyrens forbindelse med påstanden som blir testet og pålitelighet relatert til kilden og omstendighetene rundt beviset, jf. ISA 500 pkt 5 (Iaasb, 2010h). Eksperten kan enten være intern eller ekstern. Behovet for en IT-ekspert er en essensiell vurdering for de fleste revisjonsoppdrag. Revisor må vurdere i hvilken grad IT blir brukt til å prosessere regnskapsinformasjon og om den revisjonspliktige benytter komplekse informasjonsteknologier (Eilifsen et al., 2010). ISA 620 pkt 9 (Iaasb, 2010j) sier at revisor er ansvarlig for arbeidet eksperten utfører og må derfor evaluere hvorvidt eksperten har den kompetansen og objektiviteten som er nødvendig for revisjonens formål.

### 3.5.1 Innledende risikovurderingshandlinger

Etter at revisor har godtatt et revisjonsoppdrag på bakgrunn av tilstrekkelig oppdragsvurdering, jf. ISA 210 pkt 6 (Iaasb, 2010b), må revisor identifisere og vurdere risiko for vesentlig feilinformasjon i det finansielle regnskapet, samt utvikle en revisjonsstrategi og revisjonsplan. Identifisering og vurdering av risiko gjennomføres ved at revisor opparbeider seg en helhetlig forståelse av enheten og dens omgivelser, herunder enhetens interne kontroller, jf. ISA 315 pkt 11 og 12 (Iaasb, 2012). Som nevnt i delkapittel 3.4, må revisor følgelig opparbeide seg en forståelse av iboende risiko og kontrollrisiko.

For å forstå enheten og dens omgivelser må revisor blant annet forstå revisjonspliktiges industri og ytre miljø, forretningsvirksomhet og relevante forretningsprosesser, ledelse og styre, mål, strategier og regnskapspolicyer (Arens et al., 2006). Revisor opparbeider seg denne forståelsen gjennom å forhøre seg med ledelsen og andre relevante personer, analytiske handlinger, observasjon og inspeksjon (Eilifsen et al., 2010).

Før vi går nærmere inn hvordan revisor skal identifisere og vurdere enhetens relevante kontroller i henhold til ISA 315 pkt 12 (Iaasb, 2012), skal vi belyse hva som ligger under begrepet intern kontroll, samt hvordan implementeringen av IT påvirker et selskaps interne kontroller.

### **Intern kontroll**

*Intern kontroll: et integrert rammeverk* (1996) er en norsk oversettelse av rapporten til Committee of Sponsoring Organizations of the treadway Commission (COSO). Rapporten definerer intern kontroll som: «prosesser som er iscenesatt, gjennomført av foretakets styre, ledelse og ansatte. Den utformes for å gi rimelig sikkerhet vedrørende måloppnåelse innen følgende fagområder: målrettet og kostnadseffektiv drift, pålitelig ekstern regnskapsrapportering og overholdelse av gjeldende lover og regler.» (Solberg & Norsk Bankrevisorforening, 1996, s. 15). Definisjonen reflekterer noen grunnleggende begreper. Det være seg at intern kontroll er en prosess og at den blir utført av mennesker. Videre sier den eksplisitt at det ikke kan forventes å oppnå absolutt sikkerhet for foretakets drift. Intern kontroll fokuserer på måloppnåelse i en eller flere individuelle, men overlappende kategorier (Solberg & Norsk Bankrevisorforening, 1996, s. 15-16).

COSO-rapporten ble gjort ytterligere gjeldende i 2002 da USA vedtok «Sarbanes-Oxley»-loven som blant annet krever at ledelsen og den eksterne revisoren rapporterer om tilstrekkeligheten til selskapets interne kontroller over finansiell rapportering (Arens et al., 2006). Etter Revisorloven § 5-1 andre ledd, skal «revisor se etter at den revisjonspliktige har ordnet formuesforvaltningen på en betryggende måte og med forsvarlig kontroll». Flemming (2009) mener at disse lovkravene gir tilstrekkelig veiledning for å fokusere på at ledelsen og styret er ansvarlig for korrekt regnskapsutarbeidelse og -fastsettelse, og at revisor skal etterprøve dette. Videre påpeker han at en tilsvarende forsterkning av disse kravene slik som i «Sarbanes-Oxley»-loven, i utgangspunktet er unødvendig for Norge.

COSO-rammeverket består av fem komponenter: kontrollmiljø, risikovurdering, kontrollaktiviteter, informasjon og kommunikasjon og overvåking. Kontrollmiljøet handler om menneskene, deres egenskaper og miljøet de jobber i. Denne komponenten danner grunnlaget for de øvrige kontrollkomponentene, og gir orden og struktur i form av integritet, etiske verdier og kompetanse hos de ansatte. Risikovurderingen går ut på identifisering og analysering av risiko som er relevant for oppnåelsen av virksomhetens målsettinger.



Kontrollaktiviteter er handlingsplaner og rutiner laget for å håndtere de identifiserte risikoene som kan hindre selskapets målsettinger. Eksempler på kontrollaktiviteter er autorisasjonskontroll, gjennomgåelse av prestasjoner og resultater, informasjonsbehandling, fysiske kontroller og arbeidsdeling, jf. ISA 315 pkt A99 (Iaasb, 2012). Informasjon og kommunikasjon beskriver viktigheten av at informasjon av alle mulige forhold, både internt og eksternt, skal bli kommunisert til ansatte, ledelsen og eksterne aktører. På den måten kan relevante aktører ta fornuftige økonomiske avgjørelser. Overvåking er nødvendig for å påse at interne kontroller fungerer effektivt. Dette gjøres enten ved kontinuerlig overvåking, frittstående evalueringer eller en kombinasjon av disse (Solberg & Norsk Bankrevisorforening, 1996, s. 20-21). Implementasjon av et IT-system vil påvirke flere av komponentene i COSO-modellen.

### **Implementering av informasjonsteknologi**

I følge ISA 315 Vedlegg 1 pkt 5 (Iaasb, 2012) består et informasjonssystem av «infrastruktur (fysiske komponenter og maskinvare), programvare, mennesker, rutiner og data. I mange informasjonssystemer anvendes informasjonsteknologi i stort omfang». Hall (2011, s. 666, (egen oversettelse)) uttrykker at «informasjonsteknologi styrer den finansielle rapporteringsprosessen i moderne organisasjoner». Automatiserte systemer er vitale for den finansielle rapporteringsprosessen da det brukes til å initiere, godkjenne, registrere, prosessere og rapportere forretningstransaksjoner (Hall, 2011). Generelt er det forbundet fordeler ved bruk av IT i enhetens interne kontroller, jf. ISA 315 pkt A63 (Iaasb, 2012). Arens et al. (2006) mener at den største fordelen er at automatiske kontroller er mye bedre på å håndtere store mengder komplisert data på en effektiv og feilfri måte, samtidig som det kan presenteres på en forståelig måte. Implementering av IT i bedriftens interne kontroller medfører også risikoer som både revisor og selskap må ta hensyn til, jf. ISA 315 pkt A64 (Iaasb, 2012). Eksempler på IT-risikoer er: uautoriserte tilganger, at systemer bygger på unøyaktig data, unøyaktig behandling av data, uautoriserte endringer og urettmessige manuelle inngrep (ISA 315 pkt A64 (Iaasb, 2012); Otero, 2018, s. 241-242).

For å håndtere disse risikoene vil bedriftene implementere IT-spesifikke kontroller.

Revisjonsstandardene beskriver to kategorier av IT-kontroller: generelle IT-kontroller og applikasjonskontroller, jf. ISA 315 pkt A108 og A109 (Iaasb, 2012). Generelle IT-kontroller kan ses på som strukturen og rammeverket for applikasjonskontrollene, og skal sørge for at de fungerer effektivt. Dersom det avdekkes svakheter i generelle IT-kontroller vil dette påvirke

integriteten til applikasjonskontrollene (Deloitte, 2018). Disse kontrollene består typisk av kontroller over prosesser i informasjonssystemet, informasjonssikkerhet og endringskontroll, herunder kjøp, endring, oppdatering og vedlikehold av systemer (Otero, 2018). Deloitte (2018) påpeker behovet for effektive generelle IT-kontroller, da IT-systemene til bedrifter blir stadig mer komplisert.

Applikasjonskontroller settes inn ved prosessering av transaksjoner og er manuelle eller automatiske. De kan være av forebyggende eller avdekkende art, og er som regel rutiner som anvendes for å initiere, registrere, prosessere og rapportere økonomisk data, jf. ISA 315 pkt A109 (Iaasb, 2012). Applikasjonskontroller kan deles inn i tre kategorier: inndata-, behandlings- og utdatakontroller. Inndatakontroller sørger for at bare nøyaktig, gyldig og godkjent data blir lagt inn i systemet. Behandlingskontroller skal påse at alle transaksjoner bearbeides nøyaktig og fullstendig av IT-systemet. Utdatakontrollens hovedoppgave er å avdekke og korrigere feil etter at databehandlingsprosessen fullført. Kontrollen skal påse at dataen er nøyaktig, registrert korrekt og at utdataen blir formidlet og bevart på riktig måte (Otero, 2018).

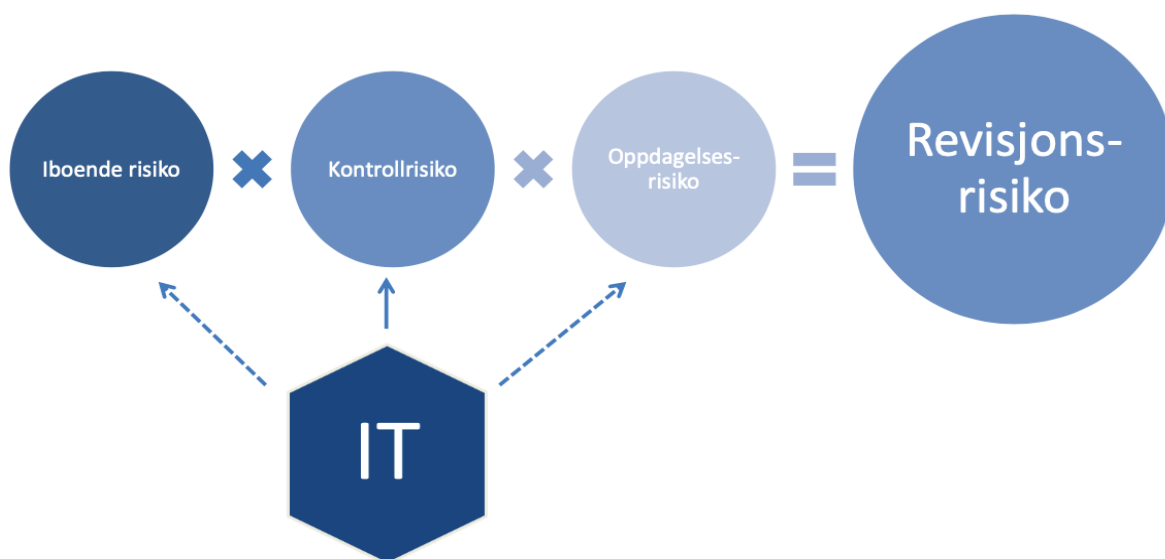
### **Revisors vurdering av enhetens interne kontroll**

Revisor må opparbeide seg en helhetlig forståelse av enhetens interne kontroller for å kunne identifisere og vurdere risiko for vesentlig feilinformasjon i det finansielle regnskapet. ISA 315 pkt 14-24 (Iaasb, 2012) gir veiledning til hvordan revisor skal oppnå en slik forståelse, der punktene tar utgangspunkt i de fem komponentene i COSO-modellen. En del av denne vurderingen er å opparbeide seg en forståelse av de IT-systemene som er relevant for finansiell rapportering. Det vil si systemer som initierer, registrerer, prosesserer og eventuelt korrigerer transaksjonene, og overfører dem til hovedboken og rapporterer dem i regnskapet, jf. ISA 315 pkt 18(b) (Iaasb, 2012). Videre påpeker pkt 21 at revisor må opparbeide seg en forståelse av hvordan enheten har håndtert risikoer som følge av bruk av IT, herunder generelle IT-kontroller og applikasjonskontroller, jf. ISA 315 pkt A107-A109 (Iaasb, 2012). En slik forståelse kan revisor opparbeide seg ved å identifisere og vurdere relevante IT-systemer og forstå IT-miljøet. Ved identifisering og vurdering av relevante IT-systemer må revisor ta utgangspunkt i de forretningsprosessene hos enheten som fører til transaksjoner som er relevant for finansiell rapportering, jf. ISA 315 pkt A95 (Iaasb, 2012).

Ordlisten tilhørende revisjonsstandardene (Iaasb, 2009b, s. 49) definerer IT-miljø som: «policyene og prosedyrene som enheten implementerer og IT infrastrukturen og applikasjonsprogrammer som den bruker for å støtte sine forretningsoperasjoner og nå sine forretningsmessige strategiske mål.» Det finnes lite litteratur på hva som konkret inngår i IT-miljø. Fra Sylvi Nerskogen sin forelesning «*Håndtering av IT-relatert risiko i revisjon, del 1*» holdt ved Universitet i Agder 30. oktober 2018, fremgår det noen eksempler på elementer revisor kan innhente informasjon om for å opparbeide seg en forståelse av IT-miljøet:

- IT-strategi
- IT-organisering
- Risikovurdering virksomheten selv har utført og i hvor stor grad IT er involvert i dette
- Serviceorganisasjoner/Outsourcet IT-funksjon
- Cloud Computing/Nettskytjenester
- Lokasjoner
- Policyer og prosedyrer
- Applikasjoner og transaksjonstyper
- Endringer i IT-miljø

Vurderingene gjort av revisjonspliktiges IT-miljø og IT-systemer påvirker revisors vurdering av kontrollrisiko. Dersom revisor stoler på at kontrollene fungerer effektivt, vil kontrollrisikoen settes til lav eller middels. Motsatt settes kontrollrisikoen til høy. Som beskrevet i delkapittel 3.4, vil vurderingen av kontrollrisikoen påvirke valg av videre revisjonstilnærming. Figur 2 viser hvordan IT indirekte påvirker revisjonsrisikoen ved at den direkte påvirker kontrollrisikoen.



Figur 2: IT-miljø påvirker revisjonsrisikoen. Fra: *IT er ikke bare for IT-revisorer*, av K. Kvalvik, 2014.  
<https://docplayer.me/2947649-It-er-ikke-bare-for-it-revisorer.html>

Revisor er i ISA 320 pkt 10 (Iaasb, 2010e) pålagt å fastsette en grense for hva som anses som vesentlig feilinformasjon i regnskapet. Fastsettelse av vesentlighetsgrensen er i stor grad basert på revisors profesjonelle skjønn (Eilifsen et al., 2010). Vesentlig feilinformasjon defineres som informasjon som enkeltvis eller samlet kan forventes å påvirke de økonomiske beslutningene som treffes av brukerne på grunnlag av regnskapet, jf. ISA 315 pkt 2 (Iaasb, 2012). Fastsettelse av vesentlighetsgrensen påvirker iboende risiko og kontrollrisiko. Lav vesentlighetsgrense fører til høyere iboende og kontrollrisiko, alt annet likt.

Vesentlighetsgrensen, i likhet med revisjonsrisikoen som belyst i delkapittel 3.4, kan ikke settes for høyt da risikoen for at feil i regnskapet som kunne endret disposisjonen til en bruker vil bli oversett, og revisor kan bli erstatningsansvarlig. Grensen kan heller ikke settes for lavt da ressursbruken og revisjonshonoraret blir unødvendig høyt (Gulden, 2015).

### 3.5.2 Videre revisjonshandlinger

På bakgrunn av vurderingen gjort av de identifiserte risikoene i den innledende riskovurderingsfasen må revisor bestemme hvilken fremgangsmåte som er mest hensiktsmessig ved utformingen og utførelsen av videre revisjonshandlinger. Revisor kan enten velge å teste kontrollene eller bare utføre substanshandlinger hvor type, tidspunkt og omfang er basert på de anslåtte risikoene for vesentlig feilinformasjon. Uavhengig av revisjonstilnærming må revisor alltid utføre substanshandlinger, jf. ISA 330 pkt 6 og A4

(Iaasb, 2010f). Revisjonstilnærmingen blir fastsatt på bakgrunn av den foreløpige kontrollrisikoen. Kontrollaktiviteter kan deles opp i to ulike kategorier: IT-kontroller og fysiske kontroller (Hall, 2011). Vi vil nå se nærmere på hvordan revisor vil teste IT-kontroller som er relevante for finansiell rapportering.

### **Test av IT-kontroller**

I forrige delkapittel skrev vi at effektiviteten til applikasjonskontrollene er avhengig av effektiviteten til generelle IT-kontroller. Det er likevel ikke gitt at revisor må teste de generelle IT-kontrollene først, da det er samspillet mellom dem som er det viktigste. Det finnes ingen konkrete retningslinjer for hvordan revisor skal teste de generelle IT-kontrollene. Revisor må derfor ta utgangspunkt i de kontrollene som i innledende fase ble identifisert og vurdert til å være relevant for finansiell rapportering, og teste disse, jf. ISA 330 pkt 6 (Iaasb, 2010f). Stuart (2012, s. 56) sier at test av intern kontroll består av å forespørre passende personell, inspisere relevante datafiler og dokumenter, observere gjennomførelsen av kontrollene og gjenta kontrollene. «Generelle IT-kontroller som opprettholder informasjonens integritet og datasikkerhet, omfatter vanligvis kontroll over følgende», jf. ISA 315 pkt A108 (Iaasb, 2012):

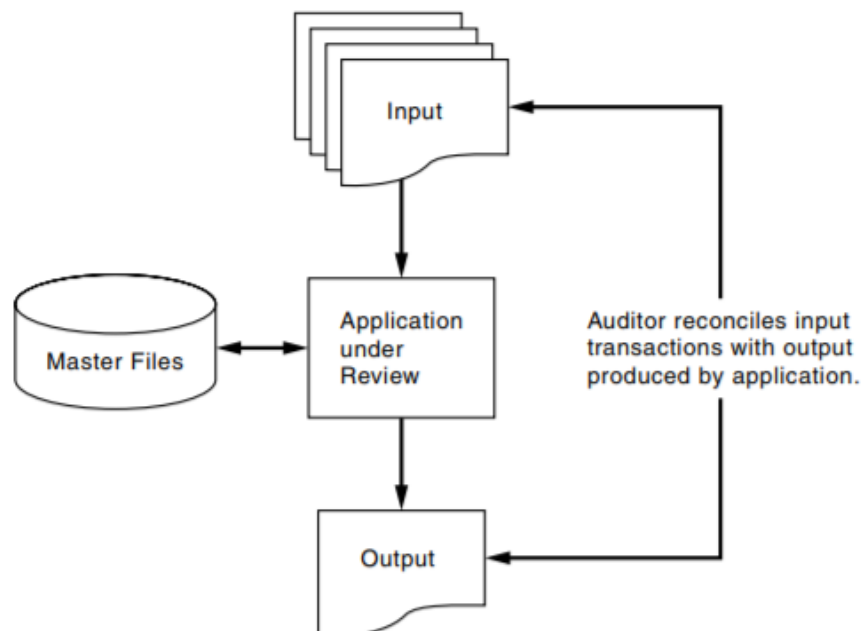
- Datasenter- og nettverksdrift
- Kjøp, endringer og vedlikehold av systemprogramvare
- Programendring
- Tilgangskontroller
- Kjøp, utvikling og vedlikehold av applikasjoner

Hindberg (2009) uttrykker at for å oppnå en måleffektiv revisjon kan revisor basere kontrolltestingen på de automatiske kontrollene som finnes i bedriften. Logikken til disse kontrollene skal fungere likt gjennom hele regnskapsperioden, så fremt det ikke foreligger endringer i funksjonaliteten i systemet. Dette betyr at revisor trenger kun å teste disse applikasjonskontrollene en gang i løpet av regnskapsperioden. Videre uttrykker Hindberg (2009, s. 42) at «kontroll av inndata og utdata uten å ha god kjennskap til systemene kan føre til manglende kvalitet på og manglende effektivitet i gjennomføringen av revisjonen.»

Test av applikasjonskontroller kan gjøres ved bruk av to forskjellige tilnærminger: «svart boks-fremgangsmåten» eller «hvit boks-fremgangsmåten» (Hall, 2011; Otero, 2018). Svart

boks-fremgangsmåten betyr å teste rundt datasystemet, mens hvit boks-fremgangsmåten betyr at revisor reviderer gjennom systemet (Hall, 2011; Otero, 2018).

Ved svart boks-fremgangsmåten bekrefter eller verifiserer ikke revisor at den testede applikasjonens logikk fungerer korrekt (Otero, 2018, s. 121). Revisor analyserer prosessoversikter og snakker med relevante personer i ledelsen eller de som har ansvar for IT-miljøet for å få en forståelse for hvordan de ulike kontrollene skal fungere. Revisor kan videre bruke forståelsen av kontrollene til å teste inndata mot utdata. Utdataresultatene analyseres for å verifisere at applikasjonen overholder funksjonalitetskravene. Denne tilnærmingen er effektiv for å teste applikasjoner som er relativt enkle (Otero, 2018, s. 121). Svakheten ved denne fremgangsmåten er at revisor tester kontrollene uten å vurdere hvordan inndata blir behandlet til å produsere utdata (Otero, 2018, s. 121). Komplekse applikasjoner som mottar inndata fra mange kilder, utfører en rekke komplekse operasjoner eller produserer flere transaksjoner, krever ofte en mer fokusert testtilnærming for å gi revisor bevis på applikasjonens integritet (Hall, 2011). Se fremstilling av svart boks-fremgangsmåten i figur 3.



Figur 3: Revidere rundt systemet - svart boks-tilnærmingen. Fra: *Accounting Information Systems*. (s. 753), av J. Hall, 2011, Mason: South-Western Cengage Learning.

I motsetningen til svart boks-fremgangsmåten, vil revisor ved hvit boks-tilnærming bekrefte eller verifisere at logikken til den testede applikasjonen er korrekt (Otero, 2018, s. 121). Denne fremgangsmåten fordrer at revisor stoler på den interne logikken i systemet (Hall, 2011). Hvit boks-fremgangsmåten vil kunne benyttes for å teste hvordan applikasjonen og kontrollene responderer på ulike typer transaksjoner som kan inneholde feil (Otero, 2018). Ved valg av en slik fremgangsmåte kan revisor velge blant flere teknikker for å direkte teste logikken til applikasjonen. En av de mest vanlige metodene er å bruke et lite sett med test-transaksjoner for å verifisere spesifikke områder av applikasjonens logikk eller kontroller. På denne måten kan revisor bruke kjente variabler til å gjennomføre presise tester som kan sammenlignes mot resultatene (Hall, 2011). Denne revisjonstilnærmingen er relevant på grunn av den teknologiske utviklingen og dens påvirkning på revisjonsprosessen (Otero, 2018, s. 121).

En annen relevant teknikk for å teste en applikasjon eller kontroll ved hvit boks-tilnærming, er å bruke CAATTs teknikker (computer-assisted audit tools and techniques). Revisor kan for eksempel bruke test data-metoden. Denne teknikken kan brukes for å teste integriteten til applikasjonen ved å prosessere spesiallagde inndata-sett gjennom applikasjonen som skal vurderes. Revisor gjør seg opp en forventning av hva resultatene bør være for å samstemme forventning mot resultatet av testdata. På denne måten kan revisor danne seg et bilde av logikken og effektiviteten til kontrollene. For å kunne gjøre dette må revisor få en kopi av den produksjonssatte applikasjonen (Hall, 2011). Dette stiller krav til at selskapet til enhver tid har mulighet til å sette opp en kopi av applikasjonen.

### **Substanshandlinger**

Innledningsvis i delkapittelet skrev vi at revisor kan velge å teste revisjonspliktige kontroller eller ikke, men at det må uansett utføres substanshandlinger, jf. ISA 330 pkt 18 (Iaasb, 2010f). Revisor har så langt konkludert på iboende og kontrollrisiko. For at revisjonsrisikoen skal bli akseptabel, må revisor tilpasse arten, omfanget og tidspunktet for substanshandlingene slik at oppdagelsesrisikoen blir matematisk riktig i henhold til revisjonsrisikomodellen (Gulden, 2015; ISA 330 pkt 6 (Iaasb, 2010f)). Substanshandlinger kan utføres som detaljtester og analytiske substanshandlinger. Detaljtester er inspeksjon, observasjon, ekstern bekreftelse, etterregning, gjentakelse og forespørslar. Analytiske substanshandlinger går ut på å sammenligne finansielle tall og se på forholdene mellom forskjellige regnskapsposter for å vurdere om de er rimelige i forhold til revisors forventninger. Dette kan også gjelde ikke-

finansiell data. Analytiske handlinger brukes i alle fasene av en revisjon, og er ofte den mest brukte handlingen da den gir mye bevis mot lite ressurser (Messier et al., 2006).

### 3.5.3 Avsluttende revisjonshandlinger

I den avsluttende fasen av revisjonsprosessen må revisor oppsummere resultatet fra alle testene og substanshandlingene, og se om summen av avdekkede, projiserte og mulige feil er under vesentlighetsgrensen, jf. ISA 450 pkt 5, 6 og 11 (Iaasb, 2010g). Revisor er pålagt å rapportere til enhetens ledelse om feil og mangler ved intern kontroll, dokumentasjon og bokføring etter Revisorloven §5-2, fjerde ledd.

Videre må revisor utforme en revisjonsberetning som reflekterer konklusjonen på opplysnings- og totalnivå. Beretningen kan enten være umodifisert eller modifisert. Umodifisert beretning, eller normalberetning, uttrykkes når regnskapet i det alt vesentlige er utarbeidet i samsvar med gjeldende rammeverk for rapportering, jf. ISA 700 pkt 7(c) og 16 (Iaasb, 2016a). Modifisert beretning er en konklusjon med forbehold, en negativ konklusjon eller en konklusjon om at revisor ikke kan uttale seg om regnskapet, jf. ISA 700 pkt 5(b) (Iaasb, 2016a). Konklusjon med forbehold gis når feilinformasjonen enkeltvis eller samlet er vesentlig, men ikke gjennomgripende for regnskapet. En slik konklusjon kan også være når revisor ikke er i stand til å innhente tilstrekkelig og hensiktsmessig revisjonsbevis, men konkluderer med at den mulige virkningen på regnskapet av eventuell uavdekket feilinformasjon kan være vesentlig, men ikke gjennomgripende, jf. ISA 705 pkt 7 (Iaasb, 2016b). Negativ konklusjon gis når feilinformasjonen enkeltvis, eller samlet, er vesentlig og gjennomgripende for regnskapet. En slik konklusjon gis når årsregnskapet ikke er gitt i samsvar med lover og forskrifter, jf. ISA 705 pkt 8 (Iaasb, 2016b). Konklusjon om at revisor ikke kan uttale seg om regnskapet gis når revisor ikke er i stand til å innhente tilstrekkelig og hensiktsmessig revisjonsbevis for å underbygge konklusjonen, og den mulige virkningen av uavdekkede feil kan være vesentlig og gjennomgripende. Konklusjonen kan også formuleres slik dersom det i de ekstremt sjeldne tilfellene er innhentet tilstrekkelig bevis, men på grunn av flere usikre forhold, ikke er mulig for revisor å danne seg en mening om regnskap og hvilken påvirkning de usikre forholdene vil ha, jf. ISA 705 pkt 9 og 10 (Iaasb, 2016b). Begrepet «gjennomgripende» defineres i ISA 705 pkt 5(a) (Iaasb, 2016b) som feilinformasjons virkning på regnskapet som ikke er begrenset til spesifikke elementer i



regnskapet, og hvis de er begrenset, representere de en betydelig del av regnskapet, eller i relasjon til tilleggsopplysninger som er fundamentale for brukernes forståelse av regnskapet.

### 3.6 Regnskapsestimater

Dette delkapittelet handler om revisors vurdering av regnskapsestimater. Ding et al. (2018) viser at regnskapsestimater er en post i regnskapet som kan beregnes av maskinlæring. På bakgrunn av dette vil vi gjennomgå hva som kjennetegner denne regnskapsposten, revisors oppgaver ved vurdering av estimater og dets påfølgende utfordringer.

Revisjonsstandarden ISA 540 (Iaasb, 2010i) omhandler revisors plikter og målsettinger under en revisjon av regnskapsestimater i det finansielle regnskapet. Typen og påliteligheten av informasjonen som er tilgjengelig for ledelsen når de beregner et regnskapsestimat varierer kraftig. Dette påvirker estimeringsusikkerheten knyttet til regnskapsestimatet som videre påvirker risikoen for at det foreligger vesentlig feilinformasjon i selskaps regnskapsestimater (Eilifsen et al., 2010, s. 102). Revisjonsstandarden definerer et regnskapsestimat som et anslått pengebeløp i mangel av en nøyaktig måte å måle på. Dette begrepet brukes om et beløp målt til virkelig verdi når det foreligger estimeringsusikkerhet, og om andre beløp som krever estimering, jf. ISA 540 pkt 7(a) (Iaasb, 2010i). Et estimat er derfor et tall som representerer en usikker størrelse (Eilifsen, Kinserdal & Mamelund, 2011). ISA 540 pkt A4-A7 (Iaasb, 2010i) skiller mellom to type regnskapsestimater. Estimerer knyttet til en beregning av virkelig verdi blir omtalt som «regnskapsestimat på virkelig verdi», mens de resterende estimatene omtales kun som regnskapsestimat. I figur 4 fremstilles et utvalg av relevante regnskapsposter som ofte blir behandlet som et regnskapsestimat (Eilifsen et al., 2010, s. 102; ISA 540 pkt A6 og A7 (Iaasb, 2010i))

<b>Regnskapsestimater knyttet til virkelig verdi</b>	<b>Andre regnskapsestimater</b>
Finansielle instrumenter	Avsetning for tap på fordringer
Aksjebasert betaling	Ukurans i varelager
Eiendom, anlegg og utstyr (PPE)	Garantiforpliktelser
Goodwill og immaterielle eiendeler anskaffet ved virksomhetsoverdragelse	Avskrivningsmetode eller økonomisk levetid
Transaksjoner som innebærer bytte av eiendeler eller forpliktelser mellom uavhengige parter uten vederlag i penger	Avsetning tap rettstvist

*Figur 4: Oversikt over regnskapsposter som omtales som estimat.*

Revisors mål knyttet til å revidere et regnskapsestimat er ifølge ISA 540 pkt 6 (Iaasb, 2010i) å innhente tilstrekkelig og hensiktsmessig revisjonsbevis for hvorvidt regnskapsestimatet er rimelig og innenfor rammen av det gjeldende rammeverket for finansiell rapportering.

Estimeringsusikkerhet blir definert i ISA 540 pkt 7(c) (Iaasb, 2010i) som «eksponeringen av et regnskapsestimat og tilhørende tilleggsopplysninger for en iboende mangel av nøyaktighet ved måling.» Regnskapsestimater som har lavere estimeringsusikkerhet er estimater som ofte er beregnet og oppdatert fordi de relaterer seg til rutinemessige transaksjoner, estimater som blir estimert av lett tilgjengelig informasjon, som for eksempel offentlige rentesatser, og virkelig verdiberegninger som blir gjort i aktive markeder med mye tilgjengelig informasjon. I kontrast er estimater som har høy grad av estimeringsusikkerhet basert på betydelige og usikre forutsetninger som utfall av rettssaker og virkelig verdiberegninger foretatt i inaktive markeder og hvor forutsetninger er tatt på informasjon som ikke er tilgjengelig (Eilifsen et al., 2010). Illikvide og turbulente markeder gjør målingen av virkelig verdi utfordrende fordi usikkerheten øker, som fører til en reduksjon i regnskapets pålitelighet (Fardal, 2008).

IFRS og andre finansielle rammeverk bygger på flere prinsipper og blant disse er prinsippet om nøytralitet fremtredende. Dette er et av mange prinsipper som må foreligge hvis en bruker

av regnskapet skal ha nytteverdi av regnskapet (IAS plus, u.å.). Nøytralitet i regnskapsmateriale betyr at informasjonen skal være fri for skjevheter. Regnskapsestimater er i sin natur unøyaktige og kan påvirkes av ledelsens skjønnsmessige vurderinger. Skjevheter kan komme av tilsiktede eller utilsiktet manglende objektivitet fra ledelsen. Tilsiktet manglende objektivitet kan komme av et ønske fra ledelsen sin side å nå et resultat. Risikoen for manglende objektivitet hos ledelsen øker der flere subjektive vurderinger må gjøres ved utarbeidelsen av et regnskapsestimat. Revisor kan i mange tilfeller ha vanskeligheter med å identifisere manglende objektivitet hos ledelsen ved å fokusere på kontonivå. Revisjonsstandarden trekker frem at alle estimatene må ses i sammenheng eller sammenlignes med tidligere perioder for å avdekke manglende objektivitet hos ledelsen. Det er å anse som en mislighet om revisor avdekker at ledelsen har til hensikt å villedde brukeren av et regnskap ved å påvirke regnskapsestimatene, jf. ISA 540 pkt A9 og A10 (Iaasb, 2010i).

### 3.6.1 Revisors oppgaver knyttet til regnskapsestimater

I vurderingen av rimeligheten til ledelsens regnskapsestimater må revisor utføre handlinger i henhold til kravene i ISA 540 (Iaasb, 2010i). Revisor gjør på bakgrunn av innhentet revisjonsbevis en vurdering om estimatene er innenfor hva antas å være rimelig, eller om det inneholder vesentlig feilinformasjon. Revisjonsreglene for estimater, og kravet om vurderingen av rimeligheten til regnskapsestimatet, gjenspeiler regnskapsreglene ved å ikke pålegge revisor et større ansvar enn ledelsen selv har for å gjøre presise vurderinger (Kjelløken, 2009). I ISA 200 pkt A25 (Iaasb, 2010a) trekkes det frem at ved vurdering av regnskapsestimater er det særlig viktig at revisor bruker sitt profesjonelle skjønn. Revisor bør av hensyn til revisjonens effektivitet inkludere revisjonen av regnskapsestimater sammen med resten av revisjonen og ikke behandle denne som en separat del (Kjelløken, 2009). Revisors handlinger kan deles inn i risikovurderingshandling og videre revisjonshandlinger, jf. ISA 540 pkt 8-9 og 12-14 (Iaasb, 2010i).

#### **Risikovurderingshandling**

Ved gjennomføringen av innledende risikovurderingshandling som nevnt i ISA 315 (Iaasb, 2012), skal revisor i tillegg opparbeide seg en forståelse av følgende for å danne seg et grunnlag for identifiseringen og vurderingen av vesentlig feilinformasjon i regnskapsestimater:

- Krav i gjeldende finansielle rammeverk knyttet til regnskapsestimater.
- Hvordan ledelsen identifiserer transaksjoner, hendelser og forhold som kan medføre et behov for å regnskapsføre eller opplyse om et estimat.
- Hvordan ledelsen utarbeider regnskapsestimatet og en forståelse for dataene de er basert på. Punkter som revisor kan vurdere er blant annet metode, modell, relevante kontroller, ledelsens bruk av ekspert, hvilke forutsetninger de har brukt, om det har vært/burde vært endringer i estimater i perioden og ledelsens vurdering av estimeringsusikkerhet, jf. ISA 540 pkt 8 (Iaasb, 2010i).

Videre må revisor vurdere risiko for vesentlig feilinformasjon. Dette gjøres ved å vurdere hvor høy estimeringsusikkerheten er og hvorvidt noen av estimatene skal bli karakterisert som særskilt risiko, jf. ISA 540 pkt 10 og 11 (Iaasb, 2010i). Dersom et regnskapsestimat betegnes som en særskilt risiko under revisjonen, krever dette ekstra revisjonsmessig oppmerksomhet av revisor, jf. ISA 315 pkt 4(e) (Iaasb, 2012). Særskilt risiko defineres i Ordlisten tilhørende revisjonsstandardene (Iaasb, 2009b, s. 56) som «en identifisert og anslått risiko for vesentlig feilinformasjon som etter revisors skjønn krever spesiell revisjonsmessig oppmerksomhet.» Vurderingen om en risiko skal anses som særskilt vil avhenge av revisors profesjonelle skjønn som belyst i delkapittel 3.3, jf. ISA 315 pkt 27 (Iaasb, 2012).

### **Videre revisjonshandlinger**

Etter gjennomført risikovurdering og anslått risiko knyttet til regnskapsestimater, skal revisor utføre en eller kombinasjoner av ytterligere revisjonshandlinger (Kjelløken, 2009). Valg av revisjonshandling kan bli påvirket om estimatet oppstår fra rutinemessige- eller ikke-rutinemessige transaksjoner, hvorvidt handlingen(e) effektivt forventes å gi tilstrekkelig og hensiktsmessig bevis og den anslåtte risikoen for vesentlig feilinformasjon eller særskilt risiko, jf. ISA 540 pkt A59 (Iaasb, 2010i). Revisor skal uansett fastslå hvorvidt ledelsen har fulgt kravene som fremkommer av det gjeldende finansielle rammeverk for rapportering og hvorvidt metodene for fastsettelse av regnskapsestimatet er hensiktsmessig og brukt konsistent i prosessen og vurdere eventuelle endringer i estimatet, jf. ISA 540 pkt 12 (Iaasb, 2010i). Revisor har frihet til å velge en eller en kombinasjon av disse revisjonshandlingene, jf. ISA 540 pkt 13 (Iaasb, 2010i):

- Fastslå hvorvidt hendelser som finner sted frem til datoen for avgivelse av revisjonsberetningen, gir revisjonsbevis for regnskapsestimatet.

- Teste hvordan ledelsen har utarbeidet regnskapsestimatet og dataene som regnskapsestimatet er basert på.
- Teste kontrollens effektivitet i forhold til hvordan ledelsen har utarbeidet regnskapsestimatet, sammen med hensiktsmessige substanshandlinger.
- Utarbeide et punkttestimat eller et intervall for å vurdere ledelsens punkttestimat.

Revisor skal deretter gjøre en vurdering om det foreligger behov for bistand fra en ekspert til noen aspekter ved estimatet, jf. ISA 540 pkt 14 (Iaasb, 2010i). Hvis revisor har karakterisert et regnskapsestimat som en særskilt risiko, skal revisor vurdere hvordan ledelsen har håndtert estimeringsusikkerheten og hvorvidt ledelsens forutsetninger er rimelige. Videre må revisor vurdere ledelsens hensikt og evne til å gjennomføre spesifikke handlinger når det er relevant for rimeligheten til forutsetningene til estimatet, jf. ISA 540 pkt 15 og 16 (Iaasb, 2010i).

### 3.6.2 Revidert utgave av revisjonsstandard ISA 540

I utgangen av 2019 vil den reviderte utgaven av ISA 540 benyttes for første gang. Den skal sikre at standarden fortsetter å holde tritt med et skiftende marked og fremmer en mer selvstendig og fremtredende skeptisk holdning hos revisor (IAASB, 2018). Videre skal den nye utgaven ta hensyn til at revisjonsrisikoen har endret seg ved økt kompleksitet, og inkluderer i tillegg en veiledning til hvordan kravene til revisor kan skaleres (Revisorforeningen, 2019).

Revidert utgave stiller strengere krav til revisors risikovurderingshandlinger knyttet til regnskapsestimater. I tillegg til å vurdere estimeringsusikkerheten, må revisor også vurdere kompleksitet, subjektivitet og andre iboende risikofaktor knyttet til pengebeløpene. Dette skal bidra til at revisor vurderer de ulike risikoene grundigere enn gjeldende revisjonsstandard har påkrevd. Revidert utgave krever en separat vurdering av iboende risiko og kontrollrisiko for regnskapsestimater. Det er lagt til flere risikovurderingshandlinger knyttet til forståelse av enheten og dens omgivelser, inkludert enhetens interne kontroll (Revisorforeningen, 2019). Videre har det blitt utarbeidet en nærmere link mellom risikovurderingen, metodene, dataene og antagelsene ledelsen bruker til å utarbeide regnskapsestimater. Den reviderte utgaven har også hensyntatt bruk av komplekse modeller som ikke har vært nevnt tidligere (IAS plus, 2018).

Det blir trukket frem av veiledningspunkt A21 at regnskapsestimater i tillegg til å være produsert av komplekse modeller, «kan enheten ha et mer avansert informasjonssystem, og mer omfattende kontroller av regnskapsestimater. Under disse omstendighetene kan regnskapsestimaterne være gjenstand for eller påvirket av en høyere grad av estimeringsusikkerhet, subjektivitet, kompleksitet eller andre iboende risikofaktorer. Dersom dette er tilfellet, vil typen eller tidspunktet for revisors risikovurderingshandlinger ofte være annerledes, eller mer omfattende», jf. ISA 540 (revidert) pkt A21 (Iaasb, 2019).

### 3.6.3 utfordringer knyttet til revisjon av regnskapsestimater

Kompleksiteten og estimeringsusikkerheten i det finansielle regnskapet har økt dramatisk de siste tiårene (Christensen, Glover & Wood, 2011). Dette underbygger relevansen til den reviderte utgaven av ISA 540. Graden av usikkerhet i estimater påvirker risiko for vesentlig feilinformasjon i det finansielle regnskapet (Bratten, Gaynor, Montague & Sierra, 2013). For å illustrere kompleksiteten i regnskapsestimaterne, viser Christensen et al. (2011) at små endringer i forutsetninger i estimatet kan føre til endringer i resultat før skatt på 50-100 ganger vesentlighetsgraden benyttet av de største revisjonsselskapene.

Estimeringsusikkerhet i regnskapsestimater påvirkes av flere faktorer. Blant annet vil ledelsens valg av estimeringsmodeller påvirke risikovurderingen. Ved verdsettelse av verdier kan noen modeller være basert på subjektive valg gjort av ledelsen slik at ledelsens valg av modell vil påvirke estimeringsusikkerheten i regnskapsestimater (Bratten et al., 2013).

Estimeringsusikkerhet i regnskapsestimater gjør en revisjon mer utfordrende. Ved bruk av flere verdsettelsesmetoder blir revisor nødt til å sette seg inn i ulike modeller og samtidig vurdere ulike inndata og iboende risikoer i modellens natur. Dette stiller krav til andre kompetanseområder enn tradisjonell regnskapsforståelse (Bratten et al., 2013). Griffith, Hammersley & Kadous (2012) avdekket at revisorer i noen tilfeller ikke ser risikodriverne i modellene de reviderer. På grunn av lav kompetanse ble ikke de viktigste forutsetningene i modellen registrert av revisor. Selv om revisor forstår ledelsens valg av modell, er vurderingen knyttet til hensiktsmessigheten til forutsetningene i modellen en utfordring for revisor. Spesielt i dynamiske markeder eller hvor markedsdata er utilgjengelig for ledelsen vil dette være en utfordring (Bratten et al., 2013).

Empiriske studier viser at en kombinasjon av insentiver fra ledelsen og høy grad av estimeringsusikkerhet fører til skjevheter i rapporteringen (Bratten et al., 2013). Dette er en risiko revisor må vurdere i en revisjon av regnskapsestimer, jf. ISA 540 pkt 21 (Iaasb, 2010i). Bratten et al. (2013) viser til senere studier som hevder at det ofte rapporteres opportunistisk i tilfeller hvor det er skjønnsmessige vurderinger fra ledelsen side. Videre påpeker studien at regnskapsestimer som ikke er knyttet til virkelig verdi (andre estimer), har høyest sannsynlighet for å inneholde skjevheter fra ledelsen.

## 4. Maskinlæring og regnskapsestimater

Formålet med dette kapitlet er å flette sammen litteraturgjennomgangen av kunstig intelligens med revisjonsteorien, og med det belyse potensialet for at selskaper kan bruke maskinlæring til direkte produksjon av regnskapsmateriale. Hvis en regnskapspost blir beregnet av maskinlæring, kan dette påvirke revisors vurdering av regnskapsposten.

Utgangspunktet for at regnskapsestimater har potensial til å bli produsert av maskinlæring er avdekket i en studie utført av Ding et al. (2018). Studien viste at ved å bruke maskinlæringsalgoritmer, oppnådde de 42,04% mer nøyaktige prediksjoner av estimater enn ledelsens resultater. Totalt tre ulike maskinlæringsalgoritmer oppnådde mer nøyaktige estimater, som understreker teknologiens potensial til å beregne estimater i det finansielle regnskapet.

### **Hvorfor bruke maskinlæringsalgoritmer til å produsere regnskapsestimater?**

Utfordringene forbundet med regnskapsestimater tyder på at det er rom for å gjøre de mer nøyaktig enn de er i dag. Kinserdal (2015) påpeker at mennesker generelt er dårlige på å produsere estimater og verdiberegninger. Han trekker frem at årsaker til dette kan blant annet være fordi:

- Mennesker blir ofte opphengt i det første resultatet man oppdager (*anchoring bias*).
- Mennesker forlenger trender og bruker historisk informasjon på dagens situasjon.
- Mennesker leter etter mønstre som ikke eksisterer.

Etter hvert som kompleksiteten i virksomheters forretningsområder har økt, har dette ført til et behov for endringer i finansiell rapportering. Standardsettere har derfor gitt mer rom for å verdsette regnskapsposter til virkelig verdi og andre estimater. Dette har ført til at regnskapsestimater er viktig i totalregnskapet (Ding et al., 2018). Lev (2018) viser til en femdobling i antall rapporterte regnskapsestimater på den amerikanske børsen, S&P 500, mellom 1995-2013. Brukere av regnskapet baserer sine vurderinger på estimater, hvor mange kan være gjetninger eller manipulert av ledelsen. Lev (2018) påpeker at man ikke skal slutte å bruke estimater, men man må gjøre de mer nøyaktig og relevant, slik at regnskapsinformasjonen har større nytteverdi for interessenter (Lev, 2018).



Lev (2018) oppsummerer regnskapsestimaters utfordringer i to punkter, hvor de blir delt inn i en ikke-subjektiv (1) og subjektiv (2) komponent:

1. Økonomisk usikkerhet: Uventede endringer i etterspørsel, pris og regulatoriske- og økonomiske forhold kan føre til feil i estimer.
2. Manipulering fra ledelsen: Subjektive vurderinger og endringer i forutsetninger kan føre til endringer i estimatet.

Tidligere studier (for eks. Ball & Brown, 1964; Ou & Penman, 1989, sitert i Ding et al., 2018) har dokumentert en sammenheng mellom verdsettelse av selskap og bruk av regnskapsvariabler. Senere studier indikerer likevel at denne sammenhengen har blitt svakere (Lev & Zarowin, 1999; Lev & Gu, 2016, sitert i Ding et al., 2018, s .2-3). Empirisk forskning viser at ved inkludering av ikke-finansielle variabler øker nøyaktigheten til prediksjoner av markedsverdier (Amir & Lev, 1996; Ittner & Larcker, 1998; Behn & Riley, 1999; Simpson, 2010, sitert i Ding et al., 2018, s .2-3). Disse studiene åpner for å bruke andre type variabler i verdsettelsesmodeller og ved utregning av andre estimer. Dette gir mulighet for nye løsninger ved utarbeidelse av regnskapsestimater.

Maskinlæring er et produkt av data. Uten store mengder med data vil ikke teknologien per i dag være like anvendelig (CPA, 2019). Historisk sett har selskaper brukt data til å forbedre sine prosesser. Arbeidsmetoder for å generere slike data har typisk vært spørreundersøkelser sendt ut til kunder. Disse metodene er tidkrevende og i høy grad preget av manuell arbeidskraft. Datafangsten i dag foregår på helt andre premisser da produksjonen av data er automatisert. Internett, apper og sosiale plattformer kartlegger og produserer data i en kontinuerlig prosess (CPA, 2019). Maskinlæring er en algoritme som identifiserer mønstre og basert på dette kan gi gode prediksjoner i de tilfeller man har en viss mengde data å jobbe med. Dette er ofte tilfelle i regnskapssammenheng (Lev, 2018). Maskinlæring kan brukes til å redusere «utfordring 1» og eliminere «utfordring 2» som beskrevet av Lev (2018) ovenfor. Dette kan bidra til å øke regnskapskvaliteten og redusere estimeringsusikkerheten til estimer. Maskinlæring kan følgelig være løsningen på de menneskelige begrensningene (Marsland, 2015, s. 2) og utfordringene som belyst i delkapittel 3.6.3. Dette vil også øke nøytraliteten i regnskapet som et av de viktigste prinsippene til de finansielle rammeverkene.

En spørreundersøkelse utført av Deloitte (2016) viser at 96% av respondentene mener at analytiske verktøy kommer til å bli viktigere for deres virksomhet i løpet av de neste tre

årene. Ding et al. (2018) hevder det foreløpig har vært lite forskning på finansiell rapportering og bruken av de enorme fremskrittene i analytisk metodikk, databehandling og den datamengden vi har tilgjengelig. Ut fra dette kan det antas at det foreligger store muligheter til å beregne regnskapsposter med automatiseringsteknologier som maskinlæring i fremtiden. Dersom dette blir tilfelle, vil måten revisor vurderer og reviderer denne regnskapsposten potensielt endres.

### **Maskinlæring i produksjon av regnskapsestimat**

Maskinlæring har tre sterke sider som kan bidra til å øke regnskapskvaliteten til et estimat. For det første kan maskinlæring prosessere mye mer data enn et menneske kan, både i form av strukturert og ustrukturert data. Videre kan maskinlæring plukke opp svakere eller mer komplekse trender i et datasett enn det mennesker er kapable til. Dette betyr at man kan bruke maskinlæring på områder som i dag blir ansett for å være vanskelige å predikere. Avslutningsvis kan maskinlæring være mer konsekvent i resultatene enn et menneske. Utført riktig, vil man kunne eliminere mange av de menneskelige svakhetene og fordommer som følger med (ICAEW, 2018, s. 6). Maskinlæring kan følgelig være et verktøy selskaper kan bruke for å eliminere mange av svakhetene og utfordringene som forbindes med regnskapsestimater. Det er imidlertid viktig å bemerke seg at denne teknologien også tar med seg utfordringer for selskapet som implementerer maskinlæring. Shimamoto (2018) påpeker viktigheten av at selskaper har god virksomhetsstyring og en effektiv intern kontroll rundt en slik teknologi for å kunne håndtere disse utfordringene.

Ding et al. (2018) har utført en studie hvor de undersøker potensialet til å benytte maskinlæringsalgoritmer til å produsere regnskapsestimater. Studien ble gjennomført isolert innenfor eiendoms- og ulykkesforsikringselskaper (Lev, 2018). Forskerne tok utgangspunkt i fem ulike typer maskinlæringsalgoritmer for å kunne måle nøyaktigheten mot hverandre og sammenligne resultatene mot regnskapsestimater utarbeidet av selskaper. Studien avdekket at tre maskinlæringsalgoritmer oppnådde mer nøyaktig regnskapsestimater enn selskapet. En maskinlæringsalgoritme basert på beslutningstrær gjorde det best, og var 42,02% mer nøyaktig enn ledelsens estimer (Ding et al., 2018). Studien indikerer at ved bruk av maskinlæring kan selskaper redusere feilinformasjon i estimatet med mer enn  $\frac{1}{3}$  (Lev, 2018). Resultatet ville sannsynligvis blitt enda mer nøyaktig ved bruk av andre ikke-finansielle variabler. Eksempelvis informasjon hentet fra rapporter, møter og diskusjoner internt i selskapet, samt eksogene variabler som Twitter-meldinger, nyhetsartikler og Google-trender

(Ding et al., 2018). Forskningen viser at estimatene i industrien var svake og hadde store avvik fra realiserte verdier i etterkant. Ved bruk av maskinlæring klarte de å oppnå mer nøyaktige estimater som bidrar til økt regnskapskvalitet og nytteverdi for brukere av regnskapet. Ding et al. (2018) påpeker avslutningsvis at de samme teknikkene kan overføres til andre bransjer og andre estimater.

Nevnte forskningsstudier og artikler, samt standardsetternes arbeid av revidert utgave av ISA 540, underbygger det faktum at regnskapsestimater er regnskapsposter som blir forbundet med høy risiko. Ding et al. (2018) avdekket at ved bruk av maskinlæringsalgoritmer til å predikere og anslå et regnskapsestimat, kan man både redusere estimeringsusikkerhet og risiko for manipulering fra ledelsen, gitt gode interne kontroller over finansiell rapportering. Maskinlæring er anvendelig på både estimater knyttet til poster som verdsettes til virkelig verdi, og andre estimater i regnskapet. Bratten et al. (2013) påpeker at «andre estimater» inneholder høyere risiko for skjevheter fra ledelsens side, og følgelig kan disse estimatene nytte godt av maskinlæringsalgoritmer ved utarbeidelse. Griffith, Hammersley, Kadous og Young (2014) viser til at revisjonskvaliteten av regnskapsestimater kan være lav, og dette kan ha en sammenheng mellom at regnskapskvaliteten av estimatet også i mange tilfeller er lav.

## 5. Metode

Forskning kan defineres som «noe mennesker gjør for å finne ut av ting på en systematisk måte, og dermed øke deres kunnskap» (Saunders, Lewis & Thornhill, 2012, s. 5, (egen oversettelse)). I dette kapittelet skal vi gi en beskrivelse av designet vi har valgt på forskningen, hvilken metodisk tilnærming vi har brukt for å innhente data og hvordan vi har analysert data i vår forskning. Avslutningsvis drøfter vi forskningsetikk og avhandlingens validitet og reliabilitet.

### 5.1 Forskningsdesign

Valg av forskningsdesign er nødvendig fordi det gir en beskrivelse av hvordan man skal strukturere analyseprosessen slik at man kan løse den bestemte problemstillingen på en god måte (Gripsrud, Silkoset & Olsson, 2010, s. 38). I beskrivelsen skal det inngå hvilken type data man trenger, hvordan man skal få tak i denne dataen og hvordan man skal analysere den (Gripsrud et al., 2010, s. 38). Et forskningsdesign inneholder altså den faglige konteksten for en beskrivelse av undersøkelsens hvem, hva, hvor og hvordan (Thagaard, 2013, s. 55). Hvilket forskningsdesign man velger er tett knyttet opp mot problemstillingen for studien. Formulering og konkretisering av problemstillingen er det første forskeren gjør i forskningsprosessen og det legger grunnlaget for valg av passende forskningsstrategi, datainnsamlingsmetode og analyseteknikk (Saunders et al., 2012, s. 26 og 27). Avhandlingens problemstilling er følgende:

*«Hvordan kan revisors vurdering av regnskapsestimater bli påvirket av revisjonspliktiges bruk av maskinlæring?»*

Revisors vurdering består av mange momenter som belyst i kapittel tre. For å svare tilstrekkelig på problemstillingen har vi utarbeidet tre forskningsspørsmål.

Forskningsspørsmål en og to tar utgangspunkt i revisjonsprosessen. Disse er utarbeidet på bakgrunn av kapittel to og tre hvor de maskinlærings-spesifikke utfordringene blir belyst i delkapittel 2.4, mens revisjonsprosessen ble belyst i delkapittel 3.5 og regnskapsestimater i delkapittel 3.6. Forskningsspørsmålene er følgende:

**F1:** Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors innledende risikovurderingshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?

**F2:** Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors videre revisjonshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?

I delkapittel 3.2 skrev vi at revisor skal utføre revisjonen etter god revisjonsskikk, hvor de internasjonale revisjonsstandardene er sentrale. Det er uenigheter knyttet til hvordan revisjonsstandardene skal formuleres og hvor mye veiledning de skal inneholde. På bakgrunn av teknologisk utvikling og økt kompleksitet i IT-systemer utformet vi følgende forskningsspørsmål:

**F3:** Inneholder de internasjonale revisjonsstandardene tilstrekkelig med veiledning for å håndtere maskinlæring?

I avhandlingen benyttes et utforskende design da vi har lite erfaring på temaet og det finnes få praktiske eksempler og teorier på hvordan revisor reviderer regnskapsinformasjon som er beregnet av et maskinlæringssystem. Videre er vårt ambisjonsnivå begrenset til en ustrukturert beskrivelse av et fenomen (Gripsrud et al., 2010, s. 49). Utredningen omtaler regnskapsestimater som kan bli beregnet ved bruk av maskinlæring. Dette er et tema som fortsatt er på forskningsstadiet, og teknologien er fortsatt i endring. På bakgrunn av dette er det mest hensiktsmessig å gjennomføre studien på en utforskende måte, fremfor ved et deskriptiv eller kausalt forskningsdesign (Gripsrud et al., 2010, s. 38). Denne avhandlingen vil ha som formål å øke innsikten i problemområdet, hvor et eksplorativt forskningsdesign vil være hensiktsmessig (Gripsrud et al., 2010, s. 39).

## 5.2 Forskningsmetode

Et eksplorativt design setter krav til en påfølgende forskningsmetode som får frem nyanser i data, går i dybden, er følsom for uventede forhold og dermed er åpen for kontekstuelle forhold. For å oppfylle dette, kreves det ofte et behov for å konsentrere seg om et mindre utvalg av undersøkelsesenheter (Jacobsen, 2005, s. 62). Vi har følgelig valgt en kvalitativ forskningsmetode i denne avhandlingen. Kvalitativ metode er en foretrukket metodisk

tilnærming i de tilfellene man søker en dypere forståelse av vurderinger og motivasjon. (Zikmund, 2013, s. 132). Et av formålene med studien er å forstå, men samtidig utvikle nye perspektiver da avhandlingen er fremtidsrettet og til disse formålene passer kvalitative metode best (Johannessen, Christoffersen & Tuft, 2005, s. 87). Forskning klassifiseres enten som deduktiv eller induktiv (Jacobsen, 2005, s. 28). Ved en induktiv tilnærming går forsker “fra empiri til teori” (Jacobsen, 2005, s. 29). Kvalitative metoder er åpen for ny informasjon og henger derfor mer sammen med en induktiv tilnærming, selv om en forsker aldri kan være helt åpen (Jacobsen, 2005, s. 36). Det finnes lite teori på hvordan revisor skal revidere regnskapsinformasjon som er beregnet av maskinlæring, og det vil derfor være fordelaktig for forskeren å ha et åpent sinn mot informasjonen som blir innhentet. På bakgrunn av dette har vi valgt en induktiv tilnærming til vår forskning.

### 5.3 Innsamling av data

Ved en kvalitativ metodetilnærming kan data innhentes gjennom kommunikasjon med mennesker, observasjon av mennesker eller ved dokumentanalyse. Vi har valgt å bruke kommunikasjon med mennesker, mer konkret individuelle dybdeintervjuer, som metode for innsamling av data (Gripsrud et al., 2010, s. 79). Denne metoden egner seg når relativt få enheter undersøkes, forsker er interessert i hva det enkelte individ sier og individets fortolkning av fenomenet (Jacobsen, 2005, s. 142-143).

Intervjuer kan være formelle og strukturerte med standardiserte spørsmål til alle respondentene, eller de kan være uformelle og ustrukturerte samtaler (Saunders et al., 2012, 2012, s. 320). Det finnes også en mellomvei, semistrukturerte intervjuer, der intervjueren har en liste med temaer og spørsmål forskeren skal gå gjennom. I denne listen kan spørsmål legges til eller fjernes avhengig av intervjuobjektet (Saunders et al., 2012, s. 320). I denne avhandlingen vurderte vi det som hensiktsmessig å utføre datainnsamlingen ved bruk av semistrukturerte intervjuer på bakgrunn av følgende faktorer: vår problemstilling benytter et eksplorativt forskningsdesign der vi har behov for å forstå bakgrunnen for våre respondenters meninger og holdninger. Vi har hatt behov for å etablere personlig kontakt med respondenten for å øke sannsynligheten for at de blir med i vår undersøkelse (Saunders et al., 2012, s. 324). Den komplekse og åpne arten av spørsmål, samt tiden det vil ta å besvare spørsmålene, gjør det fordelaktig å innhente data gjennom et semistrukturert intervju (Saunders et al., 2012, s.

325). For at intervjuet ikke skulle oppfattes som ustrukturert og planløst, utarbeidet vi intervjuguider som inneholdt spørsmålene vi skulle stille.

### 5.3.1 Utvalgsstrategi

I en kvalitativ undersøkelse er målet å utvikle forståelse for fenomenet, og det er derfor viktig å identifisere personer som sitter på denne kunnskapen (Gripsrud et al., 2010, s. 129).

Gyldighet handler om at man faktisk måler det vi ønsker å måle, det vi har målt oppfattes som relevant og at det vi måler hos noen få, også gjelder for flere (Jacobsen, 2005, s. 19). For å redusere utfordringer knyttet til gyldighet, er det viktig at undersøkelsesobjektene besitter den nødvendige kompetansen som behøves for å belyse fenomenet. Informantene i denne avhandlingen ble utvalgt etter det som omtales som «judgement sampling» av Saunders et al. (2012) eller vurderingsutvalg ifølge Gripsrud et al. (2010). Denne utvalgsmetoden omtales som en ikke-sannsynlighetsutvalgsstrategi. Det vil si en strategi hvor forsker velger ut informanter fra populasjonen fordi de har bestemte egenskaper som forskeren ønsker å ha med i utvalget (Gripsrud et al., 2010, s. 139).

Populasjonen vi har valgt intervjuobjekter fra kan anses som stor, men besitter også visse begrensninger. Aktuelle intervjuobjekter for avhandlingen har vært revisorer, IT-revisorer og datascientists som er ansatt i revisjonsselskap, fagekspert på kunstig intelligens eller tilsynsorgan med tilknytning til revisjon. Vi ønsket å etablere et panel med informanter hvor det var et bredt kunnskapsnivå slik at vi belyser problemstillingen fra flere vinklinger. Ved utførelse av dybdeintervjuer er det vanlig å ta med representanter fra ulike kategorier i populasjonen slik at man kan belyse ulike deler av problemstillingen (Gripsrud et al., 2010, s. 139). Vi søkte etter kandidater med tilstrekkelig kunnskap om både kunstig intelligens og revisjon, enten teoretisk eller praktisk kunnskap. Av praktiske årsaker avgrenset vi det geografisk område til Oslo og Kristiansand. Majoriteten av intervjuene ble avholdt i Oslo og to i Kristiansand. I startfasen av utvalgsprosessen hadde vi et mål om seks til syv deltakere, men vi endte med totalt elleve informanter, hvorav to oppstod ved snøballutvalg (Gripsrud et al., 2010, s. 139). Dette er en utvalgsmetode som i hovedsak går ut på at man ved hjelp av sitt første utvalg kommer i kontakt med andre representanter (Saunders et al., 2012, s. 89).

For å rekruttere informanter med forståelse for revisjon til undersøkelsen, søkte vi opp relevante personer fra de største revisjonsselskaperes hjemmesider. Kontakt ble gjort per e-

post hvor vi kun opplevde to informanter som takket nei. Vi vurderte at det var størst potensial for å finne aktuelle kandidater hos revisjonsselskapene i Norge som investerer mest ressurser i digitalisering og IT-revisjon. Vi tok derfor utgangspunkt i de fem største revisjonsselskapene. En samtale med et mindre revisjonsselskap som ikke ønsket å delta i undersøkelsen, grunnet for lav kompetanse på området, underbygget vår vurdering om at å intervju de store revisjonsselskapene ville gi nok relevant og hensiktsmessig data. Fordi vi hadde spørsmål knyttet til den strategiske planleggingen av en revisjon ønsket vi også at informantene hadde jobbet minst fire år og hadde mulighet til å påvirke planleggingen av en revisjon. I den innledende forespørselen forklarte vi formålet med avhandling og hvilke fagfelt avhandlingen berørte, slik at vi var sikre på at vi kom i kontakt med informanter med relevant kunnskap og erfaring. Deretter ble intervjuguide oversendt slik at informantene fikk tilstrekkelig med tid til å forberede seg til intervjuet, før tidspunkt for intervjuet ble avtalt.

Informantene som ikke hadde direkte tilknytning til revisjonsselskapene var informanter som enten hadde isolert kunnskap om kunstig intelligens og maskinlæring, eller var fra tilsynsorganer med tilknytning til revisjonsbransjen. For disse informantene ble det utført samme fremgangsmåte som forklart i forrige avsnitt. Hva angår hvor mange som skal være med i utvalget, sies det at en løsning ved ikke-sannsynlighetsutvalg er å intervju til det ikke kommer nye synspunkter (Gripsrud et al., 2010, s. 140). I vår avhandling vil utvalgsstørrelsen bli begrenset på bakgrunn av at vår problemstilling er åpen og potensielt omfattende, samt begrensninger i ressurser og personer som besitter de egenskapene vi ønsker å ha i utvalget vårt. I tilfellene det var to informanter i et intervju, har vi i vår analyse fremstilt disse som en informant. Dette ble gjort da informantene sammen kom frem til et svar. Informantene er fremstilt i figur 5:



<b>Navn</b>	<b>Stilling</b>	<b>Selskap</b>	<b>Dato</b>
Lena Baer Tom Einar Nyberg	Senior Manager, Information Risk Management Direktør, Head of Digital Operations	KPMG	08.03.2019
Daniel Kvalsvik	Manager, Digital Innovation og Analytics	EY	21.03.2019
Christian Kjønsvik Julie Molander Ott	Senior Manager Manager, Risk Advisory Services	PwC	08.03.2019
Siv Irene Aasen	Partner, IT-risikotjenester	BDO	19.03.2019
Christopher Quinten	Manager, IT Risk Management	KPMG	20.03.2019
Ruben Bjerketveit	Rådgiver, revisjon	Den norske Revisorforening	22.03.2019
Morten Goodwin	Førsteamanuensis. Forsker, kunstig intelligens	CAIR – Center for Artificial Intelligence Research	25.02.2019
Lars Erlend Leganger	Direktør, Head of AI	PwC	08.02.2019
Catharina Nes Christine Gjerdevik	Fagdirektør Juridisk seniorrådgiver	Datatilsynet	07.03.2019
Anders Grini Lars Erik Larsen	Seniorrådgiver Seniorrådgiver	Finanstilsynet	25.03.2019
Anonym	20-års erfaring med programvareutvikling	Norsk utvikler av kunstig intelligens	06.03.2019

*Figur 5: Presentasjon av avhandlingens informanter*

### 5.3.2 Intervjuguide

I vårt panel har vi valgt ut informanter med forskjellige kompetanseområder. Dette medførte at vi gjorde visse endringer i intervjuguiden ut fra hvem vi intervjuet. Informantene som kommer fra de største revisjonsselskapene og Revisorforeningen, fikk lik intervjuguide.

I motsetning til spesifiserte svaralternativer utformet vi åpne spørsmål i intervjuguiden. De åpne spørsmålene førte til at informanten hadde anledning til å formulere seg fritt. Det er i utgangspunktet utfordrende å lage spørsmål til et tema som er lite utforsket, og vi følte derfor at åpne spørsmål gjorde det mulig for oss å få ut mest hensiktsmessig informasjon av informantene. Det er likevel noen ulemper knyttet til bruk av åpne spørsmål som vi var bevisste på. Et viktig element ved bruk av åpne spørsmål er at informanten evner å svare for seg på en god måte. Dette opplevde vi ikke som et problem under intervjuene da informantene ga relevante og utfyllende svar. Bruk av åpne spørsmål kan gjøre analysering av data komplisert da ulike momenter kan vektlegges av informantene. Vi anser ikke dette utelukkende som en svakhet ved studien, fordi det også har ført til økt innsikt (Gripsrud et al., 2010, s. 116). En annen svakhet ved strukturering av intervjuet er at forskeren lukker datainnsamlingen. Dette strider mot den kvalitative forskningsmetoden som fordrer åpenhet. Ved å ikke ha struktur, ville det imidlertid vært komplisert å sammenligne informantenes svar og analysert data. Videre hevdes det også at det alltid foreligger en viss lukking av data, da forsker ubevisst har gjort seg opp noen tanker før intervjuet holdes (Jacobsen, 2005, s. 144).

Ved utformingen av intervjuguiden var det flere retningslinjer vi prøvde å hensynta. Enkle og klare ord er viktig for at informanten skal forstå spørsmålet, noe som var utfordrende ettersom vi stilte relativt teoretiske spørsmål knyttet til to forskjellige fagområder, revisjon og kunstig intelligens. Vi løste dette ved å innledningsvis stille konkrete spørsmål om deres kunnskap og erfaring på fagområdene. Deretter stilte vi mer omfattende og teoretiske spørsmål. En forutsetning for å få gode svar er å ikke stille ledende spørsmål. Dette var en utfordring for oss da vi ikke ønsket å legge ord i munnen på informanten, men samtidig ønsket å komme inn på konkrete utfordringer knyttet til ulike temaer (Gripsrud et al., 2010, s. 117). Henjesand (1996) oppsummerer utfordringen med fysisk utforming av spørsmålene med: «forutgående spørsmål kan bidra til å rette respondentenes oppmerksomhet mot en bestemt type informasjon, og dermed øke denne informasjonenes tilgjengelighet ved tolking og svargivning på etterfølgende spørsmål i undersøkelsen» (Henjesand 1996, sitert i Gripsrud et

al., 2010, s. 119). De ulike intervjuguidene er lagt ved som vedlegg.

### 5.3.3 Gjennomføring av intervju

Hvor intervjuet avholdes er et sentralt og praktisk spørsmål som raskt kommer opp ved utførelse av en undersøkelse. Vi gjennomførte alle intervjuene på intervjuobjektets arbeidsplass, slik at de skulle føle seg komfortable under intervjusituasjonen.

Før intervjuene ble gjennomført opplyste vi informantene om at varigheten av intervjuet ville være rundt 90 minutter. Intervjuenes varighet varierte mellom 50 og 108 minutter.

Variasjonene oppstår som en direkte følge av semistrukturerte intervjuguider som gir en viss fleksibilitet. Vi forespurte informantene om godkjenning til å bruke lydopptaker før intervjuet. Dette anser vi som en god løsning for å opprettholde en god samtale, ha øyekontakt og en naturlig flyt gjennom intervjuet (Jacobsen, 2005, s. 148). Ved bruk av lydopptaker risikerer intervjueren at informanten føler seg ukomfortabel under intervjuet. Intervjuer risikerer også at en selv blir defensiv og glemmer å stille oppfølgingsspørsmål. Ved å være bevisste på disse utfordringene før intervjuets start, opplevde vi ingen direkte negative konsekvenser ved bruk av lydopptaker (Jacobsen, 2005, s. 148). Lydopptakeren sikret at alle detaljer ble fanget opp, og at kvaliteten av data ble opprettholdt. Dette gjorde også at informantene ble korrekt sitert.

Gjennom en kvalitetssikring av intervjuguiden med veiledere før intervjuene ble gjennomført, rettet vi opp i utydelige spørsmål og spisset formuleringer der det var behov for det. For å redusere sannsynligheten for misforståelser under intervjuet, innledet vi intervjuet med å presentere problemstillingen for informanten. Intervjuene startet med enkle spørsmål slik at informanten fikk en bekvem start. Deretter stilte vi mer krevende spørsmål om maskinlæring og revisjon, før intervjuet ble rundet av med mindre krevende spørsmål. Noen av spørsmålene ble oppfattet som omfattende, som førte til at vi ble nødt til å utdype spørsmålet for informantene i de tilfellene de stod fast.

Etter intervjuene transkriberte og renskrev vi lydopptakene, hvor vi fjernet data som var irrelevant for avhandlingens formål. Denne prosessen gjorde også kategorisering, koding og analyse av data enklere å gjennomføre, som vi kommer tilbake til i neste delkapittel.

Informantene fikk tilbakesendt en renskrevet versjon av intervjuet, slik at de fikk mulighet til

å lese gjennom sitater for å redusere muligheten for eventuelle mistolkning. En av informantene valgte å redigere noen av svarene, men dette medførte ingen store konsekvenser for avhandlingens del.

## 5.4 Analyse av data

En av utfordringene ved kvalitative undersøkelser er å trekke ut de sentrale poengene fra en stor mengde med data (Johannessen et al., 2005). Etter gjennomføringen av intervjuprosessen, satt vi igjen med mange timer med lydopptak som vi transkriberte til tekstformat. Ved å bruke lydopptaker påførte vi oss selv mer arbeid, men dette resulterte også i en kvalitetssikring av innsamlet data.

Dataanalyse har to konkrete hensikter (Johannessen et al., 2005). Første hensikt ved gjennomføring av dataanalyse er å få en tematisk organisering av dataen. Hovedpoengene i denne fasen er å redusere, systematisere og strukturere datamaterialet slik at forskeren lettere kan analysere innholdet. Etter dette er gjort skal man gjennomføre analyse og tolkning av det systematiserte datamaterialet. I denne fasen vil forsker analysere og utvikle tolkninger basert på informasjonen som er innhentet (Johannessen et al., 2005, s. 186). Før vi startet selve analyseringen, leste vi gjennom renskrevet versjon av intervjuene for å få en oversikt over all innsamlet data. For å få en mer systematisk organisering av datamateriale tok vi utgangspunkt i forskningsspørsmålene, og systematiserte spørsmålene som besvarte disse. Dette gjorde selve systematiseringen enklere og mer effektivt. Selve kodingen ble gjennomført ved at alle informantens svar ble systematisert inn i et dokument kategorisert etter forskningsspørsmål, slik at ingen data ble oversett og det ble lettere å forstå datamaterialet. Viktigheten av godt systematisert datamateriale underbygges av Johannessen et al. (2005, s. 186) ved utsagnet «systematisering er forutsetningen for forståelse». Analysen av datamaterialet ble utført ved en blanding av å lese materialet ordrett og fortolkende.

## 5.4 Forskningsetikk

Forskningsetikk innebærer å drøfte de mulige konflikter en forsker står overfor i vurderingen mellom sitt eget ønske om så fullstendig og god informasjon som overhodet mulig, og informantens krav på privatliv, integritet, personvern og samfunnets normer og verdier

(Jacobsen, 2005, s. 43). Forskningsetikken i Norge tar utgangspunkt i tre grunnleggende krav knyttet til forholdet mellom forsker og intervjuobjekt: 1) informert samtykke, 2) krav på privatliv og 3) krav på å bli korrekt gjengitt (Jacobsen, 2005, s. 45). Vi meldte inn forskningsprosjektet på et tidlig stadie til Norsk senter for forskningsdata (NSD), slik at vi kunne innhente nødvendig data. Før intervjuene ble gjennomført fikk alle intervjuobjekter utlevert et informasjonsskriv hvor de erklærte sitt samtykke til å være deltaker i studien. Informasjonsskrivet inneholdt informasjon om hva det ville bety å være en deltaker av studien, frivilligheten til å delta, muligheten til å avbryte intervjuet og hvordan innsamlet data blir behandlet før, under og etter intervjuet. Vi forespurte også informantene om tillatelse til å benytte oss av lydopptaker under intervjuet for å sikre kvaliteten til innsamlet data.

Vi ønsket å publisere navn og hvilket selskap informantene var fra, for å informere leseren av studien hvem som er deltaker. Derimot ønsket vi at alle svar i analysedelen var anonymiserte, slik at det ikke var mulig å identifisere informantene. Alle informantene utenom en ga deres samtykke til dette. Derfor behandles en informant 100% anonymt i avhandlingen.

Informantene som har uttrykt et ønske om endelig utgave av oppgaven vil få dette tilsendt etter levering.

## 5.6 Forskningskvalitet

Jacobsen (2005, s. 19) påpeker at empirien forskeren ønsker å samle inn i undersøkelsen bør tilfredsstillende to krav: empirien må være gyldig og relevant (valid) og den må være pålitelig og troverdig (reliabel). Validitet betyr at vi faktisk måler det vi ønsker å måle, at det vi måler oppfattes som relevant og at empirien kan generaliseres (Jacobsen, 2005, s. 19). Videre splitter Jacobsen (2005, s. 19-20) opp validitet i tre komponenter: intern gyldighet, ekstern gyldighet og begrepsgyldighet. Intern gyldighet handler om at forsker har dekning i empiri for de konklusjoner som trekkes. Ekstern gyldighet sier noe om hvorvidt empiri kan generaliseres til å gjelde i andre sammenhenger enn akkurat den situasjonen som ble undersøkt.

Begrepsgyldighet handler om vi faktisk måler det vi tror vi måler.

Reliabilitet, eller pålitelighet og troverdighet, er et mål på om undersøkelsen er til å stole på, og handler om at undersøkelsesprosessen må være utført på en troverdig måte (Jacobsen, 2005, s. 20). Begrepet kan sies å referere til spørsmålet om en annen forsker som anvender de

samme metodene ville kommet frem til lik empiri og resultater, også kalt repliserbarhet (Thagaard, 2013, s. 202). Thagaard (2013, s. 202) viser at begrepet reliabilitet kan deles inn i intern og ekstern reliabilitet. Intern reliabilitet handler om grad av samsvar i konstruksjon av data mellom forskere som arbeider innen samme fagfelt, altså om en annen forsker ville kommet frem til samme resultater basert på innsamlet data. Ekstern reliabilitet handler som nevnt om repliserbarhet, altså om andre forskere ville kommet frem til samme resultat basert på et annet datamateriale. Videre påpeker Thagaard (2013, s. 202) at forskeren må argumentere for reliabilitet ved å redegjøre for hvordan dataene er blitt utviklet i løpet av forskningsprosessen. Forskerens argumenter skal overbevise den kritiske leser om kvaliteten av forskningen og hvor troverdig resultatene er. Thagaard (2013, s. 203) understreker at reliabiliteten til forskningen kan styrkes ved at flere forskere deltar i prosjektet.

Forskerens argumenter for valg og åpenhet er forutsetninger for at det skal kunne skapes en god diskusjon omkring studiens gyldighet og pålitelighet (Jacobsen, 2005, s. 371; Thagaard, 2013, s. 202). Vi startet forskningsprosjektet med etablering av problemstilling og forskningsspørsmål. Før vi startet med innsamling av data, utarbeidet vi intervjuguider basert på våre forskningsspørsmål slik at vi etablerte en trygghet over at innhentet empiri måler det vi skulle forske på. På bakgrunn av dette vil vår studie inneha god begrepsgyldighet. For at empiri skal oppfattes som troverdig er det viktig at informantene i studien har riktig og tilstrekkelig med kompetanse på fagområdet som forskes på. Vi anser derfor rekrutteringsprosessen som en vital del av vår studie, da vi forsker på et fagområdet bestående av skjønnsutøvelse og komplekse IT-systemer. Vi ønsket derfor å danne et panel med fagekspert som enten hadde høy kompetanse innen revisjon av IT-systemer, eller maskinlæring. Et kunnskapsrikt og differensiert panel vil styrke studiens pålitelighet og troverdighet. For at ekspertisen i vårt panel skal være observerbart for den kritiske leser av studien, ønsket vi en presentasjon av deltakerne i studien som belyst i delkapittel 5.3.1. Dette er med på å styrke påliteligheten til empiri og studien.

Rekruttering av informanter, utarbeidelse og forberedelse til intervju, gjennomføringen og analyseringen i etterkant har vært en tidkrevende prosess. Dette fører ofte til et mindre utvalg informanter som skaper utfordringer med representativiteten, hvilket gjør at det ofte oppstår problemer med den eksterne gyldigheten av studien som gjennomføres ved bruk av kvalitativ metode (Jacobsen, 2005, s. 130). Ved totalt elleve informanter og ved en kvalitativ tilnærming

kan vi følgelig ikke statistisk generalisere vår empiri. Dette gir studien noe lavere overførbarhet til andre sammenhenger.

Det finnes utfordringer ved bruk av kvalitativ metode som kan påvirke studiens reliabilitet og validitet. Undersøkelseeffekt er en effekt som oppstår på grunn av situasjonen og nærhet til informant som skapes i en intervjusituasjon. En slik effekt øker risikoen for at det er selve undersøkelsen som skaper spesielle resultater. Således kan vi ende opp med å måle noe vi selv har skapt, istedenfor informantens oppfatning om fenomenet (Jacobsen, 2005, s. 131). Vi har i denne avhandlingen forsøkt å håndtere disse utfordringene ved å sette oss godt inn i begge fagområder. Det var spesielt viktig for oss å sette oss tilstrekkelig inn i fagfeltet maskinlæring, da dette er et fagfelt vi hadde begrenset kunnskap om. I likhet har vi forsøkt å håndtere konteksteffekten ved å gjennomføre alle intervjuer på arbeidsplassen til informantene (Jacobsen, 2005, s. 227).

Jacobsen (2005, s. 228-229) påpeker at slurv i nedtegning og analyse av data er en siste trussel mot avhandlingens troverdighet. For å opprettholde studiens troverdighet, brukte vi lydopptaker i alle intervjuer for å sikre korrekte sitater og tolkninger av utsagn. Deretter gjennomførte vi analyse og tolkning av data på en systematisk måte. Vi transkriberte og renskrev intervjuene før vi sendte tilbake renskrevet versjon til informantene slik at eventuelle mistolkninger ble korrigert. Studiens troverdighet har videre blitt styrket ved at vi har vært to stykker gjennom hele prosessen. Dette har bidratt til økt kvalitet av diskusjon og tolkning av innsamlet data. På bakgrunn av nevnte trusler og tiltak, argumenterer vi for at avhandlingen både er gyldig og pålitelig, selv om vi erkjenner de beskrevne utfordringer og svakheter ved en kvalitativ forskningsmetode.

## 6. Funn og analyse

Kapittel seks består av en innledning der informantenes generelle kunnskap og tanker om temaet blir presentert. Videre vil avhandlingens forskningsspørsmål bli gjennomgått i hvert sitt underkapittel. Under hvert forskningsspørsmål vil vi først fremlegge avhandlingens funn, før vi avslutter med en analyse.

### 6.1 Innledning

Formålet med våre forskningsspørsmål er å belyse hvordan revisors vurdering vil bli påvirket i en ekstern revisjon av et regnskapsestimat som har blitt beregnet ved bruk av maskinlæring. Vi ønsket å kartlegge informantenes forståelse for begrepet kunstig intelligens for å forstå i hvilken grad informantene har møtt på denne teknologien. Videre fant vi det interessant å spørre om de har diskutert problemstillingene som foreligger ved revisjon av slike IT-systemer. Dette ville uttrykke om disse utfordringene har blitt satt på agendaen eller om det ligger lenger frem i tid. Avslutningsvis spurte vi om informantens tanker rundt fremtidsutsiktene til maskinlæring i norske bedrifter, for å få en forståelse av hvilke forventninger informantene har til teknologien.

Ved spørsmål om definisjon på begrepet «kunstig intelligens» viser funnene at samtlige informanter har forståelse for begrepet. Noen informanter har en mer teoretisk forståelse for begrepet, mens andre har en mer praktisk forståelse. I litteraturen er det mange ulike definisjoner og det finnes ingen entydig definisjon på hva kunstig intelligens er. Dette gjenspeiles i studiens funn. Informant A omtaler de ulike teknologiene som ligger under begrepet kunstig intelligens som byggeklosser, og mener at det ikke er interessant å diskutere hvilke byggeklosser som defineres som kunstig intelligens eller ikke. Til syvende og sist er det sammenstillingen av disse byggeklossene som oppfattes som kunstig intelligens.

Funnene viser at problemstillingen knyttet til å revidere maskinlæring er drøftet i varierende grad. Informantene begrunner dette med at det i hovedsak ikke er noen eksempler på denne problemstillingen, og teknologien er enda ikke ansett som relevant for finansiell rapportering. Informant D bekrefter at det har vært diskutert med fagavdelingen hvordan



regnskapsmateriale som er beregnet av maskinlæring skal revideres. Ding et al. (2018) som presentert i kapittel fire, viser at regnskapsmateriale produsert av maskinlæringsalgoritmer fortsatt er på forskningsstadiet. Dette indikerer at det foreløpig er utfordringer som tilhører fremtiden.

Informantene har i hovedsak stor tro på at maskinlæring vil bli mer brukt i fremtiden. Informant A, B og E uttrykker i tillegg at tillit til teknologien vil være sentral i implementering av slike IT-systemer. For en vellykket implementering må modellene lages mer tillitsfulle og pålitelige (Schabenberger, 2018; Kvalheim, 2018; KPMG, 2018). Informant I stiller seg mer usikker til fremtiden til maskinlæring og viser til Gartner Hype Cycle (Panetta, 2017) der informanten mener at forventningene er større enn det teknologien faktisk kan realisere. Informant K har stor tro på fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter, men hevder det kan ta lang tid før teknologien blir implementert på grunn av teknisk gjeld hos de største systemleverandørene. Med teknisk gjeld menes at systemleverandørene må bruke tid på å vedlikeholde eksisterende systemer fremfor å utvikle ny funksjonalitet (Hansen, 2009). Den tekniske gjelden medfører en redusert innovasjonstakt i disse systemene. I delkapittel 2.3 ble ulike drivere for kunstig intelligens beskrevet. De forklarer hvorfor teknologien har utviklet seg voldsomt de siste årene. Litteraturen understøtter dermed funnene som viser at maskinlæring vil fortsette å utvikle seg i fremtiden.

## 6.2 Forskningsspørsmål 1

### **«Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors innledende risikovurderingshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?»**

Ved revisors innledende risikovurdering av et slikt IT-system uttrykker flertallet av informantene at kontrollrisikoen vil øke. Informantene påpeker videre at kontrollrisikoen vil bli påvirket av revisjonspliktiges evne til å forklare modellen de har lagt til grunn for sitt regnskapsmateriale. Flertallet av informantene anser dette som revisjonspliktiges ansvar. Informant A utdyper «forklare modellen» med at den revisjonspliktige må kunne gi en god forklaring på prosessene i systemet, hvordan teknologien brukes og hvilke kontroller de har rundt systemet. Informant C påstår videre at hvis ikke den revisjonspliktige klarer å

dokumentere det som ligger til grunn for estimatet, vil de fleste revisorer konkludere med forbehold.

«Om den revisjonspliktige ikke forstår modellen vil dette medføre økt skepsis hos revisor» (Informant C).

Informant A, C og J mener at kontrollrisiko ikke bare vil bli påvirket av revisjonspliktiges evne til å forklare systemet, men også revisors kunnskap og kompetanse til teknologien. Informant C, E og J påpeker videre at ISA 315 pkt 18 (Iaasb, 2012) krever at revisor setter seg inn i informasjonssystemer som er relevante for den finansielle rapporteringen. Informant H mener det vil komme sjekklister man kan bruke for å vurdere den innledende risikoen forbundet med maskinlæring. Informanten trekker frem følgende punkter revisor kan vurdere:

- Hvordan bedriften håndterer historikk og gammel data.
- Kan modellen gjenskapes til enhver til?
- Er modellen svart boks eller ikke? Og er det i noen tilfeller greit at modell er svart boks?
- Rutiner for å hindre skjevheter i data.

Av funnene kommer det frem at ved revisjonspliktiges implementering av maskinlæring til å beregne regnskapsestimer, vil kontrollrisikoen bli endret. Dette sammenfaller med vår oppfatning om at et slikt system vil påvirke kontrollrisikoen. Bakgrunnen for denne oppfatningen er at av ISA 200 pkt A41 (Iaasb, 2010a) kommer det frem at kontrollrisikoen vurderer effektiviteten til enhetens interne kontroll. Et informasjonssystem er en av komponentene i den interne kontrollen ifølge ISA 315 Vedlegg 1 pkt 5 (Iaasb, 2012). Et maskinlæringssystem som beregner regnskapsestimer vil høre inn under ISA 315 Vedlegg 1 pkt 5 (Iaasb, 2012) sin definisjon på informasjonssystem. Følgelig vil et slikt system ha en potensiell påvirkning på revisors vurdering av kontrollrisiko.

Funnene viser at det er to punkter som vil påvirke hvordan revisor vil anslå kontrollrisikoen. Det første punktet er revisjonspliktiges evne til å forklare revisor hvordan IT-systemet fungerer, den interne kontrollen rundt og hvordan de bruker teknologien. Informantene viser til at det er den revisjonspliktige som er ansvarlig for at IT-systemet skal produsere korrekt regnskapsmateriale. Dette stemmer overens med teorien vi belyste i delkapittel 3.1 om revisjonens formål.

Det andre punktet som vil påvirke revisors vurdering av kontrollrisiko er revisors egen kompetanse om systemet. Revisor skal planlegge og utføre revisjonen etter profesjonelt skjønn som belyst i delkapittel 3.3. Ved bruk av kunnskap og erfaring skal revisor komme frem til handlingsplanen som er mest hensiktsmessig etter omstendighetene. Funnene viser at informant A, C og J påpeker kompetansen til revisor som en påvirkende faktor under risikovurderingen. Dette stemmer overens med teorien til Taylor (2010), som omtalt i kapittel 3.3, hvor risikovurderingen ble satt signifikant høyere av personer uten spesialkompetanse på området. Mangel på erfaring og kunnskap om maskinlæring vil således øke kontrollrisikoen under de innledende revisjonshandlingene. Kontrollrisikoen vil følgelig påvirkes av kompetansen til både revisor og den revisjonspliktige.

Majoriteten av informantene uttrykker likevel at dersom den revisjonspliktige implementerer maskinlæring til produksjon av regnskapsestimer, vil de øke kontrollrisikoen og dermed risiko for vesentlig feilinformasjon i regnskapet. Funnet gir uttrykk for at informantene selv mener at de per i dag ikke har tilstrekkelig kompetanse til å stole på et slikt system. Dette kan skyldes mangel på erfaring, da informantene ikke har vært nødt til å revidere lignende systemer tidligere. Økt kontrollrisiko vil føre til mer omfattende substanshandlinger. Informantene uttrykker således at de i en slik situasjon er mer opptatt av å oppdage feil, enn at revisjonen skal bli potensielt måleffektiv (Hindberg, 2009).

Informant H påpeker muligheten for utvikling av sjekklister som revisor kan benytte for å vurdere risikoer som spesifikt følger av bruk av maskinlæring. Dette kan være en god og praktisk måte å avmystifisere maskinlæring på, fordi revisor vil oppleve det mer konkret. Sjekklisten vil samtidig løse utfordringen med at de fleste revisorer ikke har tilstrekkelig kompetanse til å utarbeide egne risikovurderingshandlinger på maskinlærings-spesifikke risikoer. Vi belyste i delkapittel 3.2 at for detaljert veiledning kan føre til «kryss-av-boks»-mentalitet hos revisor. Revisor kan dermed glemme å utøve profesjonelt skjønn, og således ikke gjennomføre revisjonen med en skeptisk holdning. Disse holdningene er viktige ved revisjon av estimer, og derfor bør sjekklister brukes varsomt i revisjonen (Power, 2003, sitert i Bratten et al., 2013).

## Maskinlærings-spesifikke risikoer

I teoridelen ble det blant annet presentert to relevante utfordringer ved bruk av maskinlæring, svart boks og skjevheter i data og algoritmer (Burges, 2018; Teknologirådet, 2018). På spørsmål om hvordan disse utfordringene påvirker revisjonen svarte informant E, F og H at det vil være nye risikoer forbundet med maskinlæring som revisor må identifisere. Utenom det, vil risikovurderingen være identisk med slik revisjon av IT-systemer gjøres i dag. Ved utfordringer knyttet til svart boks svarte informant F at man ikke kan se for seg at selskaper bruker modeller de ikke selv forstår eller kan forklare. Videre mener informant K at maskinlæring med en form for svart boks ikke er anvendelig i et økonomisk perspektiv. Informant D og J trekker frem at svart boks-problematikken har eksistert i lang tid, og beskriver det som en holdning om at dersom noe oppfattes som komplekst velger revisor å revidere rundt systemet.

Ved spørsmål om utfordringen med skjevheter i datasett og algoritmer bekreftet samtlige informanter at dette er en stor utfordring ved bruk av maskinlæringssystemer og generelt i regnskapsestimater. Informantene A og D mener at hvis datasettene modellen har brukt er komplekse og har mye informasjon, kan det bli problematisk for revisor å kontrollere for skjevheter og trekker frem at dette vil øke revisjonshonoraret. Viktigheten av å gjennomføre revisjonen med profesjonell skepsis for å vurdere om det ligger skjevheter i beslutningene utført av maskinlæringssystemet, blir nevnt av både informant A og J. Informant E og I uttrykker en usikkerhet til hvor mye skjevheter det vil være i datasett som brukes i økonomiske sammenhenger. Informant E sier videre at det er viktigere å fokusere på omfanget av tilgjengelig data og kvaliteten av denne dataen istedenfor skjevheter, når dette brukes eksempelvis i produksjon av regnskapsestimater. Derimot forklarer informant H hvorfor utfordringen med skjevheter fortsatt er relevant for revisjonen med følgende utsagn:

«Tidligere informasjonssystemer er ikke avhengig av innsendte datasett på samme måte. Så lenge de får den dataen de skal behandle fra kundene, så fungerer de som de skal. Der fungerer maskinlæring annerledes som hele tiden vil utvikle seg på ny data.»

Informant K sier avslutningsvis at revisjonsselskapene kan ha en sentral rolle i fremtiden ved kontrollering for skjevheter i datasett og sikre at datasettene har så høy kvalitet som mulig. Dette kan øke nøyaktigheten til modellen.

Funnene fra spørsmålet om svart boks varierer mellom informantene, noe som kan skyldes at de har ulike forutsetninger for å svare på spørsmålet. Informant D og J sitt utsagn om at begrepet svart boks har blitt brukt i forbindelse med avanserte IT-systemer i lang tid, indikerer at utfordringen er todelt. På den ene siden er det en holdningsutfordring, der svart boks blir brukt som et begrepet på noe revisor ikke tar seg tid til å forstå. På andre siden er det en reell utfordring, der systemet er så vanskelig at revisor ikke har mulighet til å forstå det. Dette spriker noe fra litteratur belyst i delkapittel 2.4.

Av funnene kommer det fram at informant K mener at svart boks ikke er anvendelig i et økonomisk perspektiv. Utsagnet støttes i litteraturen vi presenterte i delkapittel 2.4. Datatilsynet skriver derimot i sin rapport at algoritmer basert på beslutningstrær er enklere å forstå og ettergå enn mange andre maskinlæringsalgoritmer (Datatilsynet, 2018). Videre viser Ding et al. (2018) at maskinlæringsalgoritme basert på samme struktur som beslutningstrær oppnådde de mest nøyaktige regnskapsestimatene. Disse studiene sett under ett viser at algoritmer ikke nødvendigvis trenger å være svart boks, og dermed være anvendelig i økonomisk sammenheng. Følgelig kan det være nyttig for revisor å identifisere hvilke maskinlæringsalgoritmer som blir brukt hos den revisjonspliktige for å gjøre en bedre risikovurdering.

Ved utfordringen med skjevheter i datasett og algoritmer uttrykker informantene at revisors profesjonelle skepsis fortsatt vil være viktig i fremtiden. Dette er en holdning som alltid har vært viktig i forbindelse med regnskapsposter med skjønnsutøvelse. Den reviderte ISA 540 understøtter dette ved at den legger enda mer vekt på at revisor skal opprettholde sin skeptiske holdning i vurderingen av regnskapsestimater.

Sitatet til informant H poengterer en egenskap ved maskinlæring som det er viktig å være bevisst på. Poenget støttes i teorien der det kommer frem at maskinlæring har en læringseffekt som går ut på at systemet utvikler seg kontinuerlig på data. Det betyr at hvis skjevheter eller data av dårlig kvalitet kommer inn i modellen, vil modellen bygge videre på dette når den skal vurdere ny inndata på et senere tidspunkt. Teorien sammenfaller således med informantenes mening om at profesjonell skepsis fortsatt vil være viktig i fremtiden, ettersom maskinlæringsystemer baserer sluttproduktet og læringen på inndata. Det vil derfor være viktig at revisor ser etter skjevheter og vurderer hvilke forutsetninger og datatyper som den revisjonspliktige sender inn i modellen.

## **Intern kontroll**

Revisor er pålagt å rapportere på effektiviteten til revisjonspliktiges interne kontroll (Revisorloven, 1999, §5-1). På spørsmål om hvordan informantene tror relevante interne kontroller knyttet til regnskapsestimater vil bli påvirket av maskinlæring, svarte informantene B, D og F at den interne kontrollen har potensial til å bli mer effektiv. De trekker fram at menneskelige feil og skjevheter kan bli redusert. Informant A og E mener derimot at den interne kontrollen vil bli uforandret. A utdyper at selskaper som klarer å implementere en slik teknologi på en god måte allerede har gode interne kontroller. Informant C mener man vil se en endring i den interne kontrollen ved implementering av maskinlæring og uttrykker at dette kan gi en mer dynamisk kontrollbeskrivelse som kan bli en utfordring for revisor å vurdere.

På spørsmål om hvordan maskinlæring vil påvirke risiko for misligheter knyttet til regnskapsestimater, herunder uredlig regnskapsrapportering, jf. ISA 240 pkt 3 (Iaasb, 2010c), trekker samtlige informanter frem at gode interne kontroller vil være avgjørende for vurderingen. Informant A påpeker viktigheten av kontroller i følgende sitat:

«Hvis du har følelsen av at algoritmen følger med på alt du gjør, kan det hende ledelsen vil være mer ærlig. På den andre siden kan det tenkes at hvis du har skjønt at ingen skjønner noe, kan du utnytte systemet.»

Informant B og D påpeker at det kan bli mer komplisert for revisor å vurdere risiko for misligheter da dette blir mer avhengig av strukturen til systemet og hvem som har tilgang til å justere modell eller sende inn datasett. Informant J nevner tilgangskontroller som viktig å vurdere for revisor ved identifisering av risiko for misligheter. Videre trekker informant C frem at færre manuelle kontroller vil gi lavere risiko for misligheter. D, E og F uttrykker at det kan bli vanskeligere for ledelsen å manipulere regnskapsestimatet med vilje når det brukes IT-systemer i utarbeidelsen.

Felles for alle informantene er at de mener at generelle IT-kontroller og applikasjonskontroller fortsatt vil være relevant og viktig når man skal vurdere interne kontroller knyttet til IT-systemer. Informant F uttrykker det slik: «Tror de generelle IT-kontrollene blir viktigere og viktigere. Dette er et område vi ikke er gode på, og det er et område hvor det er vanskelig å bli god på.»

Videre påpeker informanten at bransjen burde få et løft, noe som krever høy IT-kompetanse. Informant B, C, E og F mener at hvilke generelle IT-kontroller som vil være relevante i fremtiden vil endre seg. Informant E, F og H nevner tilgangskontroller og endringslogger som potensielt viktige generelle IT-kontroller. På spørsmålet om relevansen til applikasjonskontroller svarte informantene A, B, C og D at applikasjonskontrollene vil bli endret i fremtiden. Et fellestrekk er at det er viktig med gode kontroller på inndata da dette er datasettene systemene baserer sitt resultat på. Informant D mener at når man reviderer et maskinlæringssystem må man vurdere applikasjonskontrollene på en annen måte enn man gjør i dag. Videre sier informanten at det vil være viktigere at revisor forstår logikken og hva som fører til endringer i systemet enn å teste applikasjonskontroller da fremtidens applikasjonskontroller kan bli endret.

Av funnene fremgår det at flere mener interne kontroller på lang sikt har potensial til å bli mer effektive ved implementering av maskinlæring. Dette fordi et slikt system kan redusere to risikoer, menneskelig feil og skjevheter. Risikoene kan reduseres fordi man får færre antall manuelle kontroller. Dette stemmer overens med ISA 240 A42 (Iaasb, 2010c) som viser til at automatiserte prosesser og kontroller kan redusere risiko for utilsiktede feil. Enhetens interne kontroll vil derfor oppfattes som mer fastsatt, og gir mindre rom for menneskelig inngripen. Lev (2018) underbygger disse funnene, som belyst i kapittel fire.

Funnene indikerer at god intern kontroll er en viktig faktor for en vellykket implementering av maskinlæring. Hvis den revisjonspliktige forsøker å automatisere dårlige prosesser fører dette til mye etterarbeid og manuelle vurderinger fra selskapet, som kan bety at revisor ikke behøver å vurdere systemet.

Funnene viser at samtlige informanter mener at når revisor skal vurdere risiko for misligheter er de interne kontrollene i selskapet viktige. Funnene fra C, D, E og F viser at maskinlæring kan redusere risiko knyttet til uredelig regnskapsrapportering fra ledelsen. Dette støttes av (Lev, 2018) som belyst i kapittel fire. En grunn til den reduserte risikoen kan være at det blir færre manuelle kontroller, ifølge informant C. Av funnene kommer det frem at vurderingen av risiko for misligheter kan bli mer komplisert enn den er i dag, da denne vurderingen i større grad vil påvirkes av effektiviteten til enhetens interne kontroll. Dette kan tenkes å føre til endringer i tidspunkt for når revisor utfører test av kontroller. De generelle IT-kontrollene skal dekke hele regnskapsperioden, men maskinlæring er et dynamisk system som kan endre

seg gjennom året ved at det lærer. Dette kan føre til en utfordring for revisor å konkludere på de generelle IT-kontrollenes effektivitet gjennom hele regnskapsperioden, da endringer i maskinlæringssystemet kan påvirke enhetens kontroller.

Av funnene kommer det frem at interne kontroller, herunder generelle IT-kontroller og applikasjonskontroller, fortsatt vil være viktig ved implementering av maskinlæringssystemer. Dette støttes av Deloitte (2018) som sier at ettersom IT-systemer blir mer kompliserte, vil IT-kontrollene rundt blir viktigere. Flere av informantene påpeker at man muligens må vurdere IT-kontrollene på en annen måte i fremtiden. Revisorene må følgelig være forberedt på at kontrollbeskrivelsen på enkelte applikasjonskontroller kan blir endret. Informant C påpeker at ved bruk av maskinlæring, kan det tenkes at kontrollene blir mer dynamiske for å kunne kontrollere maskinlæringssystemet. Dette kan gjøre vurderingen mer komplisert for revisor da kontrollen og kontrollbeskrivelsen kan endres gjennom regnskapsperioden.

### **Særskilt risiko**

ISA 315 pkt 27 (Iaasb, 2012) krever at revisor under risikovurderingen fastsetter eventuelle særskilte risikoer i regnskapet, som omtalt i delkapittel 3.6.1. Med dette som bakgrunn ble informantene spurt om de ville vurdert et regnskapsestimat produsert av maskinlæring som en særskilt risiko under revisjonen. Informantene A, B, C og E mener det vil være situasjonsbestemt. A mener det kommer an på hvilke oppgaver algoritmen løser, hvordan prosessene rundt er og hvilke automatiske og manuelle kontroller som finnes. Om systemet er satt på små spesifikke oppgaver vil det ikke bli forbundet ytterligere risiko til systemet enn til vanlige IT-systemer. B og C mener avgjørelsen avhenger av hvilken revisjonsstrategi revisor velger. Informantene uttrykker at hvis man reviderer gjennom systemet (hvit boks-fremgangsmåten som belyst i delkapittel 3.5.2), vil det bli vurdert til en særskilt risiko som medfører mer revisjonsarbeid. Informant D mener at hvis en kunde produserer et regnskapsestimat ved bruk av maskinlæring, blir ikke dette direkte en særskilt risiko og påpeker at vesentlighetsvurderingen er mest sentral. Informant J påpeker at ved revisjon av børsnoterte selskaper er regnskapsestimater ofte anslått til å være en særskilt risiko, forutsatt en vesentlighetsvurdering. Videre mener J at risikoene ved bruk av maskinlæring neppe vil gjøre at revisor redusere risikoen knyttet til regnskapsestimatet. Dette betyr at hvis estimatet allerede er en vesentlig regnskapspost, vil det fortsatt være en særskilt risiko under revisjonen. Informant F er noe i tvil om det ville blitt vurdert til å være en særskilt risiko, men mener det er et område revisor er nødt til å bruke mer tid på.



ISA 315 pkt 27 (Iaasb, 2012) sier at vurderingen om en regnskapspost utgjør en særskilt risiko vil være en skjønnsmessig vurdering revisor må ta. En slik skjønnsmessig vurdering er basert på revisors kunnskap og tidligere erfaringer. De ulike erfaringene og kunnskapene informantene besitter blir reflektert i funnene våre, der de til dels er uenige hvorvidt de ville vurdert estimatet til å være en særskilt risiko. Informantene trekker likevel frem omfanget og kompleksiteten til systemet, samt hvilken revisjonsstrategi de velger, som viktige vurderingsmomenter ved avgjørelsen.

Informant B, C og J påpeker at et regnskapsestimat ofte vil være en særskilt risiko fordi det er knyttet skjønnsmessige vurderinger til posten. Dette understøttes av ISA 315 pkt A145 (Iaasb, 2012). På bakgrunn av dette mener vi at det vil være vanskelig å si om revisor vurderer estimatet til å være en særskilt risiko fordi det ofte er knyttet skjønnsmessige vurderinger til estimatet, eller fordi det er beregnet på bakgrunn av et maskinlæringssystem. Således vil det være problematisk å konkludere på om maskinlæring vil ha direkte påvirkning på hvorvidt revisor ville karakterisert regnskapsposten som en særskilt risiko. Likevel er det flere informanter som påpeker at dette er noe de ville brukt mer tid på.

## 6.3 Forskningsspørsmål 2

### **«Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors videre revisjonshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?»**

Blant informantene er det divergerende meninger om hvordan regnskapsestimater beregnet av maskinlæring vil påvirke revisors valg av videre revisjonshandlinger. Informant A, D, F og J uttrykker at bruk av et maskinlæringssystem kan gjøre vurderingen av valg av revisjonshandlinger mer sammensatt enn den er i dag.

«Det er mer komplekst å revidere en algoritme enn å revidere en innstilling i et system»  
(Informant A).

Uenigheten blant informantene bunner i om man skal gå inn i systemet og prøve å forstå logikken, eller å revidere rundt, omtalt i delkapittel 3.5.2 som hvit boks-fremgangsmåten og svart boks-fremgangsmåten. Informantene A og B mener det er mest måleffektivt å revidere rundt systemet. Dette begrunner de med at det vil være særdeles vanskelig å oppnå en god forståelse av hva som foregår inne i et avansert system. De mener derfor det vil være mer effektivt å se på inndata og utdata. Informant A mener at det i visse tilfeller er mer effektivt å hente ut data selv, og etterberegne denne istedenfor lange diskusjoner med systemutvikler om oppbyggingen av modellen. ISA 540 pkt 13(d) (Iaasb, 2010i) sier at revisor kan håndtere anslått risiko i et estimat ved utarbeidelse av et eget punkttestimat. Majoriteten av informantene sier at utarbeidelse av et punkttestimat er en god revisjonshandling for å vurdere rimeligheten til et estimat utarbeidet av den revisjonspliktige. Informantene påpeker at ved beregningen av et punkttestimat er det viktig for revisor å ha god bransjekunnskap og en forståelse for hvilke forutsetninger som er hensiktsmessige å inkludere i modellen. Videre sier majoriteten at det er essensielt at den revisjonspliktige kan forklare sine forutsetninger, hvilken data de har brukt og hva slags vektning dataen har fått. Informant J poengterer at revisor er nødt til å opprettholde en skeptisk holdning under samtaler med den revisjonspliktige.

«Ledelsen har til vanlig å snakke om tro, håp og kjærlighet, og dette passer ikke alltid overens med regnskapsestimater» (Informant J).

Informant C påpeker at det er viktig at den revisjonspliktige har gode interne kontroller underveis som dokumenterer alle relevante avgjørelser. Deretter uttrykker informantene at revisor må gjøre en rimelighetsvurdering av revisjonspliktiges forklaringer og forutsetninger. Skulle revisors forventning eller punkttestimat avvike fra revisjonspliktiges estimat, uttrykker informant J at revisor må undersøke hvorfor avviket oppstår og konkludere om avviket er rimelig eller må korrigeres. Informant D og J sier at avgjørelsen om man skal revidere gjennom systemet eller revidere rundt, avhenger av mengden transaksjoner i selskapet. I selskaper med få transaksjoner kan man gå rundt og kun basere revisjonen på substanshandlinger da dette er mer effektivt. I store selskaper med mange transaksjoner hevder informantene at revisor er nødt til å danne seg en forståelse av logikken og at man ikke kan ta sjansen på å revidere rundt.

Informant C, D, E og J mener at en mer riktig løsning er å sette seg inn i kompleksiteten og dermed verifisere at logikken i systemet er korrekt. Informant E og H mener at fundamentalt er det ikke stor forskjell mellom et system med maskinlæringsalgoritmer og et vanlig IT-system. Forskjellen er hvordan revisor håndterer risikoer som spesifikt er knyttet til maskinlæring. En måte å håndtere slike risikoer er i følge D og G en tilnærming hvor revisor sender inn et kjent test-datasett i algoritmen for å undersøke hvordan modellen responderer til revisors underliggende forventninger. Informant H legger frem et annet praktisk eksempel på hva revisor kan gjøre for å håndtere maskinlærings-spesifikke risikoer. For å håndtere risiko for skjevheter mener informanten at revisor bør kartlegge revisjonspliktiges egne prosesser for håndtering av skjevheter. Hvis systemet er kritisk for revisjonen, mener informanten videre at revisor bør bruke en datascientist til å gå gjennom inndata som selskapet har brukt i modellen for å identifisere skjevheter som selskapet ikke har plukket opp. Videre påpeker H at det kommer til å være en fordel for revisjonsselskapene som har denne ekspertisen i sitt eget kompetansehus, slik at de alltid har tilgang til denne kompetansen. Informantene B, D og E påpeker at dersom revisor velger å teste kontrollene, vil revisjonen bli mer effektiv hvis personer med høy IT-kompetanse er med allerede fra planleggingsfasen.

Informant E legger ytterligere til at avgjørelsen om man skal revidere rundt eller gjennom systemet, blir sterkt påvirket av to faktorer. Første faktor er revisjonspliktiges evne til å forklare revisor hvordan de håndterer IT-systemet. Den andre faktoren er at revisor må ha tilgang til personer med høy IT-kompetanse, som understøttes av informantene B, F og H. Informant E påpeker at det er avgjørende at revisor har tillit til metodene som blir brukt til å revidere systemet. Dersom revisor ikke har tillit til metodene, reviderer revisor rundt systemet.

Kompleksiteten kan bli håndtert ved å utføre en kombinasjon av test av kontroller og substanshandlinger, mener Informant J. Videre mener informanten at det er viktig at revisor setter seg inn i IT-systemet, men tror ikke revisor har evne til å innhente tilstrekkelig revisjonsbevis kun ved å fokusere på kontrollene. Informant A og E mener at valg av videre revisjonshandlingene vil være en kvalitets- og effektivitetsvurdering.

På bakgrunn av risikoene identifisert i innledende risikovurderingshandlinger må revisor vurdere hvilke videre revisjonshandlinger revisjonsteamet skal gjøre. I forskningsspørsmål 1 mente flertallet av informantene at svart boks og skjevheter var relevante risikoer revisor

måtte håndtere. Funnene fra forskningsspørsmål to viser at informantene har en splittet oppfattelse av hvordan maskinlæring vil påvirke revisjonstilnærmingen revisor velger. En underliggende faktor som vil ha stor betydning er størrelse på den revisjonspliktige og volumet av transaksjoner i selskapet. Det fremkommer som en mulighet for å revisor å oppnå en mer effektiv revisjon av mindre selskaper ved å kun basere seg på substanshandlinger og se bort fra IT-systemet. Ved revisjon av større selskaper må revisor ha en mer omfattende vurdering knyttet til tilnærmingen.

Funnene viser at informant A og B ville utført revisjonen med en tilnærming som har likhetstrekk med svart boks-fremgangsmåten belyst i delkapittel 3.5.2. Fremgangsmåten tester kontrollene i et IT-system uten at revisor får bekreftet eller verifisert at kontrollens logikk er korrekt (Otero, 2018, s. 121). Hall (2011) og Otero (2018) påpeker at denne fremgangsmåten er mest effektiv når revisor skal revidere enkle systemer hvor det vil være lettere å se sammenhengen mellom inndata og utdata. Når det er snakk om komplekse systemer hvor det skjer mange operasjoner mellom inndata og utdata, vil det være vanskelig for revisor å få tilstrekkelig bevis for systemets integritet. Kompleksiteten til maskinlæringsystemet vil derfor være avgjørende for valg av fremgangsmåte. Dersom revisor velger en svart boks-fremgangsmåte, uttrykker informantene at de ville testet inndata mot utdata. Her finner vi likhetstrekk i teori presentert i delkapittel 3.5.2. Hvis revisor ikke skulle oppnå tilstrekkelig revisjonsbevis ved denne tilnærmingen, må det utføres mer omfattende substanshandlinger. Flertallet av informantene er enige om at ved en slik tilnærming vil utarbeidelse av et punkttestimat være en god revisjonshandling for å vurdere rimeligheten til regnskapsestimatet. Ved bruk av substanshandlinger unngår revisor til dels utfordringene med maskinlæring, herunder svart boks. Revisor vil samtidig gi slipp på muligheten for en mer måleffektiv revisjon, fordi revisor unngår å stole på potensielt velfungerende kontroller (Hindberg, 2009).

Funnene fra informant C, D, E og J kan sammenlignes med det som i delkapittel 3.5.2 omtales som hvit boks-fremgangsmåten. Informantene har en felles mening om at det er viktig for revisor å sette seg inn i kompleksiteten og følgelig verifisere og bekrefte at applikasjonens logikk er korrekt (Otero, 2018, s. 121). Hindberg (2009, s. 42) uttrykker at hvis revisor kun har kontroll på inndata og utdata, uten å ha kontroll på hvordan inndata behandles, kan det føre til manglende kvalitet og effektivitet i gjennomføringen av revisjonen. Våre funn støtter dette utsagnet da samtlige av nevnte informanter mener hvit boks-tilnærmingen er mest måleffektiv for revisjonen. Informant D og G trekker frem at revisor kan sende inn et test-

datasett for å avstemme algoritmens resultater mot revisors egne forventninger. Ved en slik teknikk vil revisor kunne identifisere feil og skjevheter som har blitt tatt opp ved læring. Denne teknikken blir også beskrevet av Hall (2011) i delkapittel 3.5.2, som en revisjonshandling for å revidere logikken til systemet. Otero (2018) poengterer at denne fremgangsmåten er relevant på bakgrunn av påvirkningen IT har på både den revisjonspliktige og revisjonsprosessen.

Informant E legger til at vurderingen om revisor vil planlegge revisjonen gjennom svart boks-fremgangsmåten eller hvit boks-fremgangsmåten, avhenger av både selskapets og revisors IT-kompetanse. I revisors utøvelse av profesjonelt skjønn er kunnskap en viktig del. Ved teknologisk utvikling og radikale endringer i næringslivet, vil det være viktig for revisor å ha en grunnleggende forståelse for teknologi, eller ha tilgang til denne ekspertisen. For selskaper som bruker maskinlæring er det viktig å ha kompetente personer som har en god forståelse for systemet, og evner å forklare hvordan det fungerer til revisor. Svarene til E indikerer derfor kompetanse som en faktor med stor påvirkning for hvilken revisjonstilnærming revisor velger. I delkapittel 3.5.2 belyste vi at ved å ha kontroll på hvordan inndata behandles kan revisor oppnå en mer måleffektiv revisjon. Dersom revisor oppfatter det som vanskelig å ha kontroll på hvordan inndata behandles fordi maskinlæringssystemet er komplekst, kan det føre til et behov for å engasjere en ekspert. Hvis IT-kompetansen til revisjonsteamet antas å være lav, må revisor vurdere hva som er mest måleffektivt av å utføre omfattende substanshandlinger eller engasjere en IT-spesialist.

## 6.4 Forskningsspørsmål 3

**«Inneholder de internasjonale revisjonsstandardene tilstrekkelig med veiledning for å håndtere maskinlæring?»**

Samtlige informanter påpeker at revisjonsstandardene på et overordnet nivå ikke legger noen store begrensninger eller forbyr å bygge revisjonen på et system som styres av maskinlæring. «Rammeverket er prinsippbasert og man kan derfor bruke det i mange sammenhenger» (Informant E). Videre tilføyer E at man må bygge videre på prinsippene, og at når de først er lært har man mulighet til å revidere det meste.

Informant B, C, E og J opplever likevel at visse deler av revisjonsstandarden kan være snevre og ikke gir tilstrekkelig veiledning til å vurdere disse systemene. E og J påpeker at standardene inneholder lite detaljer og etterlyser konkrete eksempler. Informant D mener at ordlyden er vanskelig å forstå og burde bli oppdatert til dagens språkbruk. Informanten begrunner dette med at formuleringene og begrepene er upresise og altomfattende. D og E trekker spesielt frem utfordringer ved å bruke revisjonsstandardene ved identifisering og vurdering av generelle IT-kontroller:

«Altfor upresise til å få veiledning fra revisjonsstandardene. De gir ikke mye hjelp til de som jobber med dette. Formuleringene i de internasjonale revisjonsstandardene henger bak utviklingen, absolutt» (Informant D).

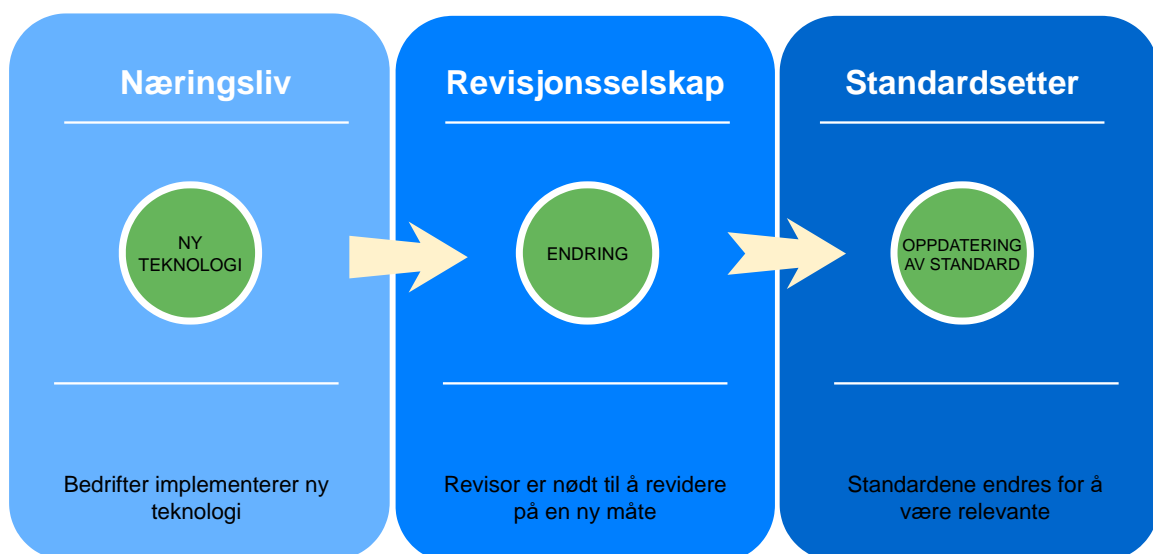
«Når det gjelder generelle IT-kontroller, er de veldig vagt nevnt i de internasjonale revisjonsstandardene, ingen konkrete eksempler er brukt» (Informant E).

Av funnene fremkommer det at revisjonsstandardene prinsipielt ikke legger begrensninger eller forbyr å bygge revisjonen på et system som styres av maskinlæring, men at formuleringer og begreper kan oppleves som snevre. Informantene trekker frem at mangel på konkret veiledning og eksempler kan bli problematisk. Funnene, og teorien til Willekens & Simunic (2007) belyst i delkapittel 3.2, stemmer godt overens på dette området. Tvetydige standarder kan øke revisors innsats og revisjonskvaliteten opp til et visst punkt, men blir standardene for vage vil både revisors innsats og revisjonskvaliteten reduseres. Hackenbrack & Nelson (1996) deler informantenes bekymring knyttet til for vage standarder i sin forskning, som viser at tvetydige standarder fører til at revisor stoler mer på ledelsens estimater og ikke opprettholder sin profesjonelle skepsis. Flere av informantene trekker frem et ønske om mer veiledning og eksempler i revisjonsstandarden. Empiri og teori utfyller hverandre også på dette området, hvor teorien sier at ved mer detaljerte revisjonsstandarder vil revisor kunne beregne egne estimater for sammenligning med ledelsens estimater, uten å bli påvirket av ledelsens forutsetninger. Standardene kan likevel ikke bli for detaljerte da dette kan føre til «kryss-av-boks»-mentalitet, der revisor ikke utviser profesjonelt skjønn og risikerer å ikke oppdage ledelsens manglende objektivitet slik som beskrevet i delkapittel 3.2. Ved vurdering av komplekse og ustrukturerte oppgaver, vil tvetydige revisjonsstandarder med

mange krav sannsynligvis føre til lavere kvalitet i revisors bruk av skjønn (Bratten et al., 2013). Således vil vage standarder med mange krav også være problematisk.

Informantene gir uttrykk for at de internasjonale revisjonsstandardene oppleves som utdaterte. Enkelte av de internasjonale revisjonsstandardene kan oppleves utdaterte, men generelle IT-kontroller er så lite omtalt at det kan diskuteres om så vage beskrivelser og veiledninger kan omtales som utdatert. Revisors risikovurderinger knyttet til IT reguleres etter ISA 315 (Iaasb, 2012). Denne revisjonsstandarden jobbes det internasjonalt med å få gjennom endringer som skal gjøre standarden mer anvendelig og passende til dagens IT-utfordringer. At det allerede jobbes med å oppdatere standarden bekrefter at det har skjedd endringer i risikoelementer, og da spesielt knyttet til teknologi, som gjør at revisor må identifisere nye risikoområder hos den revisjonspliktige. Samme poeng belyses i delkapittel 3.6.2, hvor den reviderte utgaven av ISA 540 (Iaasb, 2019) ble presentert.

Informantene ønsker forståelig nok en endring i standardene i takt med den teknologiske utviklingen. Derimot påpeker Traaseth & Haugli (2017) at det kan ses på som en naturlig utvikling at standarden henger etter teknologien. Informant D sin uttalelse om at standardens språkbruk er altomfattende og upresis, kan således forklares som en måte å ikke legge for store begrensninger på revisor, men heller være prinsippbaserte. Samtidig kan det tenkes at standardsetteren må passe på å ikke henge for langt bak utvikling, da dette heller ikke er optimalt. Figur 6 illustrerer hvordan standardsettere blir påvirket av endringer i næringslivet. Figuren er basert på uttalelsen til Traaseth & Haugli (2017).



Figur 6: Sammenheng mellom teknologisk endring og behov for endring av standard.

## 7. Avslutning og konklusjon

Innledningsvis skrev vi at maskinlæring kom til å bli mer brukt av selskaper i fremtiden. Ved anvendelse av maskinlæring til å beregne regnskapsestimater kan selskaper rapportere mer presise estimater og redusere risikoen for misligheter. På bakgrunn av dette samlet vi inn kunnskap, meninger og erfaringer fra informanter som belyser hvordan revisors vurdering ville bli påvirket av et slikt system. For å kunne konkludere på problemstillingen presenterte vi litteratur om maskinlæring, før vi gjennomgikk relevant revisjonsteori. Deretter skrev vi om hvilke muligheter selskaper har til å bruke maskinlæring til å beregne regnskapsestimater med bakgrunn i en studie gjennomført av Ding et al. (2018). Videre intervjuet vi relevante informanter for å innhente empiri om fenomenet. I dette kapittelet vil vi konkludere på forskningsspørsmålene som ble analysert i kapittel seks, før vi vil besvare avhandlingens problemstilling. Avslutningsvis vil avhandlingens begrensninger og forslag til videre forskning presenteres.

Forskningsspørsmål 1:

*«Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors innledende risikovurderingshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?»*

Empiri viser at revisors vurdering av kontrollrisiko vil øke dersom den revisjonspliktige bruker maskinlæring til beregning av regnskapsestimater. Informantene begrunner dette med at utfordringer knyttet til svart boks og skjevheter vil gjøre de innledende risikovurderingshandlingene mer kompliserte. Årsaken til dette er delvis på grunn av manglende kompetanse på området. Av funn og teori kommer det frem at ikke alle maskinlæringsalgoritmer vil ha utfordringer med svart boks. Følgelig kan det være nyttig for revisor å identifisere hvilke maskinlæringsalgoritmer som blir brukt for å gjøre en bedre risikovurdering. Ved vurdering av skjevheter i datasett og algoritme, harmonerer empiri og litteratur med hensyn til viktigheten av at revisor opprettholder profesjonell skepsis under revisjonen. Videre viser empiri at interne kontroller vil være viktig for revisor å vurdere i den innledende revisjonsprosessen, fordi interne kontroller fortsatt vil spille en viktig rolle i å forebygge, eller avdekke og korrigere, vesentlig feilinformasjon. Flere informanter mener revisjonspliktiges interne kontroll vil bli mer effektiv på lang sikt ved bruk av maskinlæring. Informantene viser til at dette er et resultat av færre manuelle kontroller i enhetens interne



kontroll. Ved en mer effektiv intern kontroll, trekker flere informanter frem at risiko for misligheter, herunder manglende objektivitet fra ledelsen, kan bli redusert ved bruk av maskinlæring. Dette støttes i belyst teori.

Av empiri og litteratur kommer det også frem at vurderingen av de generelle IT-kontrollene og andre relevante kontroller vil være sentral ved vurderingen av et IT-system med maskinlæring. En av årsakene til dette kan være at IT-systemene i større grad påvirker det finansielle regnskapet enn det har gjort tidligere. Informantene er til dels uenige om et regnskapsestimat beregnet av et maskinlæringssystem vil bli vurdert til å være særskilt risiko i de innledende risikovurderingshandlingene, da dette er en skjønnsmessig vurdering. Skjønnsmessige vurderinger er basert på egne kunnskaper og erfaringer. Informantene har begrensede og ulike erfaringer på området og deres vurderinger vil derfor også være ulike. Det kan tenkes at kompetanse og erfaring vil spille en betydelig rolle i denne vurderingen innad i revisjonsteamet. Uavhengig om regnskapsestimatet blir karakterisert som en særskilt risiko eller ikke, avdekker vi at flere av informantene påpeker at et maskinlæringssystem er noe revisor vil bruke mer tid på.

Forskningsspørsmål 2:

*«Hvordan vil maskinlæring påvirke revisors videre revisjonshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater?»*

Informantene oppleves som uenige om hvordan maskinlæring vil påvirke videre revisjonshandlinger i vurderingen av regnskapsestimater da det er flere påvirkende faktorer. Ved vurdering av hvilken revisjonstilnærming som er best og hvordan man kan oppnå en måleffektiv revisjon er det ulike oppfatninger blant informantene. Fra funn og teori kommer det frem at dersom revisor ønsker å teste kontrollene, må revisor velge mellom en svart boks-fremgangsmåte eller en hvit boks-fremgangsmåte. Vi har avdekket to påvirkende variabler i vurderingen om revisjonstilnærming. Vurderingen vil være avhengig av systemets grad av kompleksitet og kompetansen til revisor og den revisjonspliktige. I tilfellene hvor revisor vurderer mindre komplekse systemer, kan revisor oppnå tilstrekkelig revisjonsbevis kun ved svart boks-fremgangsmåten. For å konkludere på kontrollenes effektivitet ved mer komplekse systemer, kan en hvit boks-fremgangsmåte være mer hensiktsmessig. Denne fremgangsmåten baserer seg på en dypere forståelse av systemets logikk, og gjør det mulig for revisor å innhente tilstrekkelig revisjonsbevis på at applikasjonen integritet er tilfredsstillende.

Videre vil kompetansen til både den revisjonspliktige og revisjonsselskapet være med å avgjøre hvilken revisjonstilnærming revisor vil velge. Således vil det ved fremtreden av denne nye teknologien kunne tenkes at revisor blir mer avhengig av veiledning fra IT-spesialister med spisskompetanse innenfor IT og maskinlæring for å planlegge den mest måleffektive revisjonsstrategien. Variasjonene i funnene gjenspeiler i hvor ulik grad disse problemstillingene er diskutert hos de ulike revisjonsselskapene. Spredningen kan også tenkes å skyldes den iboende IT-kompetanse hos informantene. Dette kan tyde på at det fortsatt vil være en stund til disse problemstillingene vil treffe en revisjon.

Forskningsspørsmål 3:

*«Inneholder de internasjonale revisjonsstandardene tilstrekkelig med veiledning for å håndtere maskinlæring?»*

Våre funn indikerer at de internasjonale revisjonsstandardene i all hovedsak ikke legger noen begrensninger på å bygge revisjonen på et maskinlæringssystem. Informantene uttrykker likevel delte meninger om hvor mye veiledning revisjonsstandardene skal gi, som samsvarer med tidligere belyst teori i delkapittel 3.2. Det kan slå ut både positivt og negativt om standardene er vage eller detaljerte. Variasjoner i både teori og empiri viser at det er et omdiskutert tema, og at det kan være vanskelig å finne den riktige balansen. Standardsetterne må finne likevektspunktet mellom å ha prinsippbaserte standarder som kan anvendes i mange sammenhenger, og spesifikke og detaljerte standarder som gir revisor noe håndfast å planlegge etter. Med dagens teknologiske utvikling kan det være at revisjonsselskapene er nødt til å få hjelp fra andre områder enn standardene. KPMG understreker at deres revisjonsarbeid krever et revisjonsteam som ikke kun består av revisorer, men også folk med prosessforståelse eller teknologisk forståelse (Brombach, 2016). Det kan tenkes at et slikt behov ikke er unikt for KPMG og følgelig gjelde alle de store revisjonsselskapene. Disse personene kan tenkes å ha en viktig rolle fremover med å bistå med sin kompetanse ved revisjonen avanserte IT-systemer.

Konklusjonene gjort på forskningsspørsmålene vil sammen bidra til å belyse avhandlingens problemstilling:

*«Hvordan kan revisors vurdering av regnskapsestimater bli påvirket av revisjonspliktiges bruk av maskinlæring?»*

Problemstillingen er et sammensatt spørsmål som kan tolkes på mange måter. Spørsmålet fordrer at revisor skal gjøre en vurdering av regnskapsestimater og maskinlæring som i utgangspunktet er to kompliserte temaer. «Revisors vurdering» er likeså et omfattende tema. Ved hjelp av forskningsspørsmålene ønsket vi å trekke ut de vurderingene vi anså som interessante, samt undersøke hvilken veiledning revisor kunne få ved disse vurderingene. Forutsetningen som beskrevet innledningsvis om at IT-systemet må være relevant for den finansielle rapporteringen, er en sentral del av oppgaven som også avgrenser revisors vurdering.

Funnene viser at informantene ville vurdert kontrollrisiko til å være høyere ved revisjonspliktiges bruk av maskinlæring, selv om de forventer at enhetens interne kontroller vil bli mer effektive på lang sikt. Dette indikerer at på grunn av manglende kompetanse, makter ikke revisor å tilpasse seg den revisjonsmessige muligheten en mer effektiv intern kontroll gir. Maskinlærings-spesifikke risikoer gjør at det vil være enda viktigere for revisor å ha en skeptisk holdning under revisjonen. Ved valg av revisjonstilnærming viser funnene en uenighet om revisor skal revidere rundt et system, omtalt som svart boks-fremgangsmåten, eller revidere gjennom systemet, hvit boks-fremgangsmåten. Av teori fremgår det at revisor ikke vil kunne få tilstrekkelig bevis for kontrollens integritet ved en svart boks-fremgangsmåte når systemet er komplekst. Ut fra dette vil man kunne anta at i tilfeller revisor velger å revidere rundt systemet, må det utføres mer omfattende substanshandlinger. Følgelig er grad av kompleksitet i systemet og kompetansen til revisor og den revisjonspliktige påvirkende faktorer for revisjonstilnærming. Informantene opplever videre at revisjonsstandardene ikke legger noen begrensninger på å bygge revisjonen på et system som styres av maskinlæring. Flertallet uttrykker likevel et ønske om mer veiledning og eksempler, og det blir trukket frem at revisor vil søke etter veiledning fra andre kilder, eksempelvis eksperthjelp. De fem største revisjonsselskapene har egne IT-spesialister, noe som underbygger viktigheten av å ha denne ekspertisen internt i selskapet.

Gjennomgående for funnene i forskningsspørsmålene er påvirkningen kompetanse om maskinlæring har på vurderingene gjort gjennom revisjonen. Høyere kompetanse på området fører til redusert anslått risiko, og mer måleffektive revisjonshandlinger. Vår problemstilling er relativt ny for de fleste informantene og om dette vil bli en aktuell problemstilling i nærmeste fremtid er vanskelig å si. Uansett om selskaper kommer til å implementere maskinlæring til å beregne regnskapsestimater eller ikke, kan det tenkes med dagens teknologiske utvikling, at fremtidens revisor kommer til å måtte håndtere avanserte systemer som er relevant for den finansielle rapporteringen. De fem største revisjonsselskapene har allerede investert mye i teknologi og innovasjon, og har egne tjenesteområder som leverer IT-tjenester. Endringstakten i teknologien er så disruptiv at å ikke ha IT-kompetansen internt, kan ha fatale følger for revisjonsselskapene. Ved økt bruk av IT-systemer og mer kompleks transaksjonsflyt hos den revisjonspliktige, mente flertallet av informantene at det er viktig at revisor har grunnleggende forståelse for IT-systemer og teknologi. En informant trekker frem at det er viktig med forståelse for teknologi, da revisor må ha evnen til å visualisere transaksjonsflyten og vurdere hvor risikoene ligger i systemet. Videre ga informantene uttrykk for at nyutdannede revisorer ikke er i besittelse av den teknologiske kompetansen og forståelsen som kreves av dagens revisor.

## 7.1 Avhandlingens begrensninger

IT-systemer med maskinlæring har foreløpig ikke blitt produksjonssatt og er fortsatt på forskningsstadiet. Det finnes derfor ingen praktiske eksempler der revisor har vært nødt til å hensynta slike teknologier i en ekstern revisjon. Informantene har derfor lite praktisk erfaring rundt tematikken som kan påvirke avhandlingens resultater.

Forskningsdesignet i studien er av eksplorerende art. Dette medfører også visse begrensninger. Vi har utforsket et fenomen som foreløpig ikke har et konkret svar. Metoden passer godt ved områder hvor det mangler informasjon om et fenomen, men begrenses ved at man ikke kan generalisere empiri. Utvalgsstørrelsen vil også svekke evnen til å generalisere funnene som gir en lavere overførbarhet til andre sammenhenger. Med disse begrensningene i tankene, har vi vært varsomme i våre konklusjoner.

Gjennom masterprogrammet i regnskap og revisjon har vi tilegnet oss kunnskap innen fagområdet revisjon. Vi har derimot ingen forkunnskaper eller erfaring tilknyttet maskinlæring. Dette kan anses som en begrensning i avhandlingen, selv om vi har forsøkt å håndtere denne begrensningen ved en grundig litteraturgjennomgang på fagområdet og intervjuer med fageksperter. Videre kan også endringstakten og innovasjon i det teknologiske fagområdet være en begrensning for avhandlingen. På bakgrunn av rettighetsbegrensninger ved innhenting av litteratur kan det finnes tidligere forskning vi ikke har avdekket, samt litteratur som har blitt publisert i løpet av skriveprosessen.

Regnskapsestimater er et omdiskutert tema, hvor profesjonelt skjønn og skepsis er sentrale holdninger i revisors vurdering. Dette betyr at fordi svarene i stor grad er basert på skjønn, kan det medføre begrensninger i empiri innhentet fra informanter. En slik slutning kan understøttes av at revisors oppgaver knyttet til revidering av regnskapsestimater, i stor grad er begrenset til en rimelighetsvurdering. Informantenes kompetanse og erfaring vil derfor ha en påvirkning på undersøkelsen.

## 7.2 Videre forskning

Vi har beveget oss inn i to store fagområder hvor det fortsatt er mange ubesvarte spørsmål. Våre avgrensninger gir rom for andre undersøkelser, både innenfor revisjonsfaget og det teknologiske. Utvalgsstørrelsen vår begrenser studiens overførbarhet. Dette gir rom for videre forskning til å øke utvalgsstørrelsen slik at forsker i større grad kan generalisere funn. Det foreligger også muligheter til å utføre forskning på samme tema ved gruppeintervjuer for å få en annen dynamikk mellom informantene. Videre har vi kun sett på hvordan maskinlæring implementert hos den revisjonspliktige vil påvirke revisors vurdering. Det foreligger også flere muligheter for revisor å bruke teknologien som et revisjonsverktøy, som åpner for mange spennende vinklinger for videre forskning.

Våre avgrensninger gjør at vi har utelukket bruk av maskinlæring til beregning av andre regnskapsposter enn estimer. Dette gir rom for å undersøke potensialet for hvordan selskaper kan benytte maskinlæring til å beregne andre regnskapsposter. Videre har vi avgrenset oss til å kun se på maskinlæring. Et annet forslag til videre forskning vil derfor

være å se på andre automatiseringsteknologier som dype nevralt nettverk, blockchain og RPA.

Vi avdekket at svart boks-problematikken er ifølge to av informantene et holdningsproblem som har eksistert i revisjonsbransjen helt siden selskaper implementerte IT-systemer. Det hadde vært interessant å gjennomføre en studie for å avdekke omfanget av denne holdningsproblematikken, og hvordan den påvirker revisors valg av revisjonstilnærming.

I forskningsspørsmål tre avdekket vi at flere av informantene uttrykket et ønske om mer veiledning i de internasjonale standardene. Vi foreslår på bakgrunn av dette en studie hvor man kartlegger behovet for eventuelle endringer i de internasjonale revisjonsstandardene for å holde tritt med den teknologiske utviklingen.

# Litteraturliste

- Aamodt, T. (2016). Introduksjon til maskinl ring. *Bekk medium*. Hentet fra: <https://blogg.bekk.no/introduksjon-til-maskinl%C3%A6ring-11f8b9aaa891>
- Aarnes, J. F. (2018, 20. februar). algoritme. I Store norske leksikon. Hentet 20. mai 2019 fra: <https://snl.no/algoritme>
- AICPA, SAS 107, section AU 312. (2006). Audit Risk and Materiality in Conducting an Audit. Hentet fra: <https://www.aicpa.org/Research/Standards/AuditAttest/DownloadableDocuments/AU-00312.pdf>
- AICPA. (u. .). Professional Judgement. Hentet 23.05.19 fra: <https://www.aicpa.org/interestareas/frc/professional-judgment.html>
- Arens, A., Elder, R. & Beasley, M. (2006). *Auditing and assurance services, An integrated approach*. (Twelfth edition). New Jersey: Pearson.
- Audit Quality Forum. (2005). Agency theory and the role of audit. *The institute of chartered accountants in England and Wales*. Hentet fra: <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/audit-and-assurance/audit-quality/audit-quality-forum-fundamentals/fundamentals-agency-theory-and-the-role-of-audit.ashx>
- Berg, J. (2018). Norske toppledere omfavner teknologi. *Revisjon og regnskap*, (nr. 5) Hentet fra: <https://www.revregn.no/i/2018/5/revisjon-5-18-432>
- Bj rkeng, P. (2018). *Kunstig intelligens: Den usynlige revolusjonen*. Oslo: Vega forl.
- Bratten, B., Gaynor, L., McDaniel, L., Montague, N. & Sierra G., (2013). The Audit of Fair Values and Other Estimates: The Effects of Underlying Environmental, Task, and Auditor-Specific Factors. *American Accounting Association (AAA) Auditing: A Journal of Practice & Theory*. Vol. 32, Supplement 1. pp. 7–44
- Brombach, H. (2016, 6.mai). Folk har litt feil oppfatning av hva vi egentlig driver med. Hentet fra: <https://www.digi.no/artikler/folk-har-litt-feil-oppfatning-av-hva-vi-egentlig-driver-med/347996>
- Burgess, A. (2018). *The executive guide to artificial intelligence: how to identify and implement applications for AI in your organization*. Cham: Palgrave Macmillan.
- Cao, M., Chychyla R., & Stewart, T. (2015). Big Data Analytics in Financial Statement Audits. *Accounting Horizons*: June 2015, Vol. 29, No. 2, pp. 423-429.
- Chabert, J. (1999). *A History of algorithms: From the pebble to the microchip*. New York: Springer.
- Christensen, B., Glover, S. & Wood, D. A. (2011). The Inconvenient Truth about auditing Fair Values Measures. *American Accounting Association (AAA) Auditing* 13-15, 2011. Albuquerque, USA. Hentet fra: <https://bit.ly/2JQplMk>
- CPA Canada, AICPA. (2019, 25. mars). A CPA's Introduction to AI: From Algorithms to Deep Learning, What You Need to Know. Hentet fra: <https://www.cpacanada.ca/en/business-and-accounting-resources/other-general-business-topics/information-management-and-technology/publications/a-cpa-introduction-to-ai>
- Datatilsynet. (2018). *Kunstig intelligens og personvern*. (Rapport, januar 2018). Hentet fra: <https://www.datatilsynet.no/globalassets/global/om-personvern/rapporter/rapport-om-ki-og-personvern.pdf>
- Deloitte. (u. .). Hvem er fremtidens revisor? Hentet fra: <https://www2.deloitte.com/no/no/pages/audit/articles/fremtidens-revisor-ludvigsen.html>

- Deloitte. (2016). Harness the power: how advances analytics in valuation is driving value. Hentet fra: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/finance/us-advisory-harness-power-how-data-analytics-valuation-driving-value.pdf>
- Deloitte. (2018). General IT controls - Risk and impact. Hentet fra: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/in/Documents/risk/in-ra-general-it-controls-noexp.pdf>
- Dimitrova, J. & Sorova, A. (u.å.). The role of professional skepticism in financial statement audit and its appropriate application. University Goce Delcev. Hentet fra: <https://core.ac.uk/download/pdf/132607380.pdf>
- Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T. & Vasarhelyi, M. (2018). On Creating Accounting Estimates using Machine Learning. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3253220> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3253220>
- Eidem, M. (2019, 5. februar). Endelig i gang med en nasjonal strategi for kunstig intelligens. *Dagens Næringsliv*. Hentet fra: [https://www.dn.no/teknologi/digitalisering/nikolai-astrup/erna-solberg/endelig-i-gang-med-en-nasjonal-strategi-for-kunstig-intelligens/2-1-535363?fbclid=IwAR3vtlrHGDhns\\_zEMCaTITJVsgzeyyU5uDIA-ZbceIho5wiBGU58Zo7VjD0](https://www.dn.no/teknologi/digitalisering/nikolai-astrup/erna-solberg/endelig-i-gang-med-en-nasjonal-strategi-for-kunstig-intelligens/2-1-535363?fbclid=IwAR3vtlrHGDhns_zEMCaTITJVsgzeyyU5uDIA-ZbceIho5wiBGU58Zo7VjD0)
- Eilifsen, A., Kinserdal, H. & Mamelund, E. (2011). Utfordringer knyttet til revisjon av regnskapsestimater. *Revisjon og regnskap*, (nr 4). Hentet 28.03.19 fra: <https://www.revregn.no/i/2011/4/rr04-2011-19>
- Eilifsen, A., Messier, A., Glover, S., & Prawitt, D. (2010). *Auditing & Assurance services*. (Second International Edition). London: McGraw-Hill Higher Education
- Elster, A. & Tidemann, A. (2017, 6. desember). maskinlæring. I Store norske leksikon. Hentet 20. mai 2019 fra: <https://snl.no/maskinl%C3%A6ring>
- Fardal, A. (2008). IFRS under lupen: Finanskrisen gir ny næring til debatten om måling til virkelig verdi. *Magma*, (nr. 6) Hentet fra: <https://www.magma.no/ifrs-under-lupen-finanskrisen-gir-ny-naering-til-debatten-om-maaling-til-virkelig-verdi> 28.03.19
- Fenstad, J. E. (2017). Struktur og algoritmer: hva kunnskap er. *Nytt Norsk Tidsskrift*, 34(02), 182-191. Hentet fra: [https://www.idunn.no/file/pdf/66960778/struktur\\_og\\_algoritmer\\_hva\\_kunnskap\\_er.pdf](https://www.idunn.no/file/pdf/66960778/struktur_og_algoritmer_hva_kunnskap_er.pdf)
- Finanstilsynet. (2017, 11. april). Personlig godkjenning som registrert eller statsautorisert revisor. Hentet fra: <https://www.finanstilsynet.no/konsesjon/revisor/personlig-godkjenning-som-revisor/>
- Forbes. (2018, 27. mai). Here are three factors that accelerate the rise of Artificial Intelligence. Hentet fra: <https://www.forbes.com/sites/janakirammsv/2018/05/27/here-are-three-factors-that-accelerate-the-rise-of-artificial-intelligence/#483ae32aadd9>
- Gartner. (2019, 24. januar). Gartner Predicts 70 Percent of Organizations Will Integrate AI to Assist Employees' Productivity by 2021. Hentet fra: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-24-gartner-predicts-70-percent-of-organizations-will-int>
- Gartner. (u.å.). IT-glossary, Big Data. Hentet fra: <https://www.gartner.com/it-glossary/big-data/>
- Goodfellow, I. & Papernot, N. (2017). The Challenge of verification and testing of machine learning. *Cleverhans-blog*. Hentet fra: <http://www.cleverhans.io/security/privacy/ml/2017/06/14/verification.html>
- Glover, S., Prawitt, D. & Spilker, B. (1997). The influence of decision aids on user behavior: Implications for knowledge acquisition and inappropriate reliance. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Volum 72, issue 2. <https://doi.org/10.1006/obhd.1997.2735>



- Griffith, E., Hammersley, J. & Kadous, K. (2012). Auditing Complex Estimates: Understanding the Process Used and Problems Encountered. Working paper, The University of Georgia.
- Griffith, E., Hammersley, J. & Kadous, K. (2013). Auditing Complex Estimates: Understanding the Process Used and Problems Encountered. *SSRN Electronic Journal*. Hentet fra: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/1911-3846.12104>
- Griffith, E., Hammersley, J., Kadous, K. & Young, D. (2014). Auditor Mindsets and audit of complex estimates. *Journal of accounting research*, Vol 53 March 2015.
- Gripsrud, G., Silkoset, R., & Olsson, U. (2010). *Metode og dataanalyse: Beslutningsstøtte for bedrifter ved bruk av JMP* (2. utg. ed.). Kristiansand: Høyskoleforl.
- Gulden, B. (2015). *Den eksterne revisor* (9. utg. ed.). Oslo: Gyldendal akademisk.
- Hackenbrack, K. & Nelson, M. W. (1996). Auditors' incentives and their application of financial accounting standards. *The Accounting Review*, 71 (1): 43–59.
- Hall, J. (2011). *Accounting Information Systems* (Seventh edition). Mason: South-Western CENGAGE Learning
- Hansen, G. (2009, 13. mai). Ikke gå på en smell med teknisk gjeld! Hentet fra: <https://www.capgemini.com/no-no/2009/05/ikke-ga-pa-en-smell-med-teknisk-gjeld/#>
- Hindberg, T. (2009). IT-revisjon: Effektiv revisjon med merverdi. *Revisjon og regnskap* (nr. 6). Hentet fra: <https://www.revregn.no/asset/pdf/2009/6-42-4.pdf>
- Iaasb. (2009a). Forord til internasjonale standarder for kvalitetskontroll, revisjon, forenklet revisorkontroll, andre attestasjonsoppdrag og beslektede tjenester. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s.39). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2009b). Ordliste. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 49). Bergen: Fagbokforlaget.
- Iaasb. (2010a). ISA 200 Overordnede mål for den uavhengige revisor og gjennomføringen av en revisjon i samsvar med de internasjonale revisjonsstandardene. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 101-118). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010b). ISA 210 Inngåelse av avtale om vilkårene for revisjonsoppdraget. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 119-135). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010c). ISA 240 Revisors oppgaver med og plikter til å vurdere misligheter ved revisjon av regnskaper. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 155-181). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010d). ISA 300 Planlegging av revisjon av et regnskap. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 214-222). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010e). ISA 320 Vesentlighet ved planlegging og gjennomføring av en revisjon. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 255-260). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010f). ISA 330 Revisors håndtering av anslåtte risikoer. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 260-274). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010g). ISA 450 Vurdering av feilinformasjon identifisert under revisjonen. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 287-294). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010h). ISA 500 Revisjonsbevis. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 295-304). Bergen: Fagbokforlaget

- Iaasb. (2010i). ISA 540 Revisjon av regnskapsestimater, herunder estimater på virkelig verdi og tilhørende tilleggsopplysninger. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 340-366). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2010j). ISA 620 Bruk av arbeidet til en ekspert engasjert av revisor. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 455-466). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2012). ISA 315 (revidert) Identifisering og vurdering av risikoene for vesentlig feilinformasjon gjennom forståelse av enheten og dens omgivelser. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 222-254). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2016a). ISA 700 Konklusjon og rapportering om regnskaper (revidert). I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 466-497). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2016b). ISA 705 (revidert) Modifikasjoner i konklusjonen i den uavhengige revisors beretning. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018* (39.utg., s. 512-530). Bergen: Fagbokforlaget
- Iaasb. (2019). ISA 540 (revidert) Revisjon av regnskapsestimater og tilhørende tilleggsopplysninger. Utgave på høring. Hentet fra: <https://www.revisorforeningen.no/globalassets/fag/revisjon/isa-540-revidert.pdf>
- IAS Plus. (2018, 03. oktober). IAASB issues ISA 540 (Revised) Hentet fra: <https://www.iasplus.com/en-gb/news/2018/10/iaasb-issues-isa-540-revised>
- IAS Plus. (u.å.). Conceptual Framework. Hentet fra: <https://www.iasplus.com/en/standards/other/framework>
- IBM. (u.å.). 5 In 5-AI and Bias. Hentet fra: <https://www.research.ibm.com/5-in-5/ai-and-bias>
- ICAEW. (2018). Artificial intelligence and the future of accountancy. Hentet fra: <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/information-technology/technology/artificial-intelligence-report.ashx?la=en>
- IFAC. (2008). Den norske Revisorforenings regler om etikk. I Den Norske Revisorforeningen (red.), *Revisors Håndbok 2018*. (39.utg., s. 1055-1081). Bergen: Fagbokforlaget
- IFAC. (2018). ISA 540 (Revised) Auditing accounting estimates and Related Disclosures. Hentet fra: <https://www.ifac.org/publications-resources/isa-540-revised-auditing-accounting-estimates-and-related-disclosures>
- Jacobsen, D. (2005). *Hvordan gjennomføre undersøkelser?: Innføring i samfunnsvitenskapelig metode* (2. utg. ed.). Kristiansand: Høyskoleforl.
- Jenkins, J. G., & Hayne, C. M. (2003). The persuasiveness of client preferences: An investigation of the impact of preference timing and client credibility. *Auditing: A Journal of Practice & Theory* 22 (1):143–154.
- Johannessen, A., Christoffersen, L. & Tufte, P. (2005). *Forskningsmetode - For økonomiskadministrative fag* (2. utg.). Oslo: Abstrakt forlag Kilde.
- Kaurel, F. & Halbo, L. (2018, 20. februar). revisjon. I Store norske leksikon. Hentet fra: <https://snl.no/revisjon>
- Kinserdal, F. (2015). Når virkelig verdi er så vanskelig å beregne, er det da overhodet relevant i regnskapet? *Magma*. (nr. 1). Hentet fra: <https://www.magma.no/nar-virkelig-verdi-er-sa-vanskelig-a-beregne-er-det-da-overhodet-relevant-i-regnskapet>
- Kinserdal, F. (u.å.). NHH skal forske på digitalisering i revisjonsbransjen. *Magma* s.79-86 Hentet fra: <https://www.magma.no/nhh-skal-forske-pa-digitalisering-i-revisjonsbransjen>
- Kjelløken, R. (2009). Praktisk revisjon av regnskapsestimater. *Revisjon og regnskap*. (nr. 7). Hentet fra: <https://www.revregn.no/asset/pdf/2009/7-16-20.pdf>

- Knudsen, E., Siebke, H., Cordt-Hansen, H., & Den Norske revisorforening. (2010). *Revisorloven med kommentarer: Lov om revisjon og revisorer av 15. januar 1999 nr. 2* (4. utg. [oppdatert og supplert ved] Henning Alme Siebke og Espen Knudsen. ed.). Oslo: Den norske Revisorforening.
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115-122
- KPMG. (2018). Guardians of trust: Who is responsible for trusted analytics in the digital age? Hentet fra: <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/xx/pdf/2018/02/guardians-of-trust.pdf>
- Kvalheim, E. (2018). Skap ekte tillit til kunstig intelligens. *Revisjon og regnskap*. (nr.7). Hentet fra: <https://www.revregn.no/i/2018/7/digital-653>
- Kvalvik, K. M. E. (2014). IT er ikke bare for IT-revisorer. Paper presentert på Nasjonal Fagkonferanse i offentlig revisjon, Oslo. Hentet fra: <https://docplayer.me/2947649-It-er-ikke-bare-for-it-revisorer.html>
- Lev, B. (2018). Machine learning to the rescue. Hentet fra: <https://blog.knowledgeleaderscapital.com/?p=15886>
- Mamelund, E. (2008). Profesjonell skjønnsutøvelse. *Revisjon og regnskap*. (nr. 5). Hentet fra: <https://www.revregn.no/i/2008/5/revisjon05-08-25>
- Marsland, S. (2015). *Machine learning: an algorithmic perspective*. Boca Raton, FL: CRC Press Taylor & Francis Group.
- McAfee, A. & Brynjolfsson, E. (2012). Big Data: The management revolution. *Harvard Business Review*. Hentet fra: <https://hbr.org/2012/10/big-data-the-management-revolution#comment-section>
- Messier, W., Glover, S. & Prawitt, D. (2006). *Auditing and assurance services, A systematic approach*. (Fourth edition.). Boston: McGraw-Hill/Irwin.
- Nolder, C. & Kadous, K. (2018). Grounding the professional skepticism construct in mindset and attitude theory: A way forward. *Accounting, Organizations and Society* Volume 67, <https://doi.org/10.1016/j.aos.2018.03.010>
- Nordlie, E. A. (2018, 29. mai). Hva er big data? Hentet fra: <https://www.visma.no/blogg/hva-er-big-data/>
- Norsk Regnesentral. (u.å.). Maskinlæring og statistisk modellering er kjernen i Kunstig Intelligens. Hentet (8. april) fra: <https://www.nr.no/nb/kunstig-intelligens>
- Olsen, C. (2014). Hva er profesjonell skepsis? *Revisjon og Regnskap*. (nr. 3). 32-37. Hentet fra <http://www.revregn.no/i/2014/3/revisjon-03-14-980>
- O'Neil, C. (2017). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. New York: Crown Publishers.
- Otero, A. (2018). *Information Technology Control and Audit*. (Fifth Edition). Boca Raton: Taylor & Francis Inc.
- Panetta, K. (2017, 15. august). Top Trends in the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies. Hentet fra: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/top-trends-in-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2017/>
- PCAOB. (2009). In the Matter of Deloitte & Touche LLP's Quality Control Remediation Submission. PCAOB Release No.104-2013-191. Hentet fra: [https://pcaobus.org/Inspections/Reports/Documents/2009\\_Deloitte\\_Touche.pdf](https://pcaobus.org/Inspections/Reports/Documents/2009_Deloitte_Touche.pdf)
- PricewaterhouseCoopers (PwC). (2015). Big Data. Hva er Big Data, og hva betyr Big Data for deg? Hentet fra: <https://www.pwc.no/no/publikasjoner/information-management/big-data.pdf>
- Raaheim, K. & Teigen, K. H. (2018, 22. november). intelligens. I Store norske leksikon. Hentet fra <https://snl.no/intelligens>

- Revisorforeningen. (2019, 25. mars). Høring - ISA 540 Revidert. Hentet fra: <https://www.revisorforeningen.no/fag/nyheter/horing--isa-540-revidert/>
- Revisorforeningen. (u.å.). Krav til etterutdanning. Hentet (3. mai) fra: <https://www.revisorforeningen.no/kurs/krav-til-etterutdanning/>
- Revisorloven. (1999). Lov om revisjon og revisorer. LOV-1999-01-15-2. Hentet fra: <https://lovdata.no/dokument/NL/lov/1999-01-15-2>
- Russell, S., Norvig, P. & Davis, E. (2010). *Artificial intelligence: A modern approach*. (3rd ed., Prentice Hall series in artificial intelligence). Boston: Pearson.
- Ruud, F. (2009). Intern styring og kontroll i et bredere forretningsfokus - eller begrenset til finansiell rapportering? *Magma*. (nr.10). Hentet fra <https://www.magma.no/internstyring-og-kontroll-i-et-bredere-forretningsfokus-eller-begrenset-til-finansiell-rapportering>
- Saunders, M., Lewis, P. & Thornhill, A. (2012). *Research Methods for Business Students* (6th ed.). Pearson Education M.U.A.
- Schabenberger, O. (2018, 15. februar) Building trust in machine learning and AI Infoworld.com. Hentet fra <https://www.infoworld.com/article/3255948/building-trust-in-machine-learning-and-ai.html>
- Shimamoto, D. (2018). Why accountants must embrace machine learning. Hentet fra: <https://www.ifac.org/global-knowledge-gateway/technology/discussion/why-accountants-must-embrace-machine-learning>
- Skatteetaten. (2016). *Analyse*. (Nr. 1). Hentet fra: <https://www.skatteetaten.no/globalassets/om-skatteetaten/analyse-og-rapporter/analysenytt/analysenytt2016-1.pdf>
- Solberg, M. & Norsk bankrevisorforening. (1996). *Intern kontroll: Et integrert rammeverk: Oversettelse av COSO-rapporten*. Oslo: Cappelen akademisk forl.
- Stuart, I. (2012). *Auditing and assurance services: An applied approach*. New York, NY: McGraw-Hill/Irwin.
- Syed, A., Gillela, K. & Venugopal, C. (2013). The future revolution on Big Data. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering* 2 (6): 2446–2451. Hentet fra: <https://www.ijarcce.com/upload/2013/june/44-Abdul%20Raheem-The%20Future%20Revolution%20on%20Big%20Data.pdf>
- Taylor, M. H. (2000). The Effects of Industry Specialization on Auditors' Inherent Risk Assessments and Confidence Judgements Contemporary Accounting Research. *Wiley Online Library*. Hentet fra: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1506/3LDH-AV52-0F4W-H4BB>
- Teknologirådet. (2018). *Kunstig intelligens - muligheter, utfordringer og en plan for Norge*. Hentet fra: <https://teknologiradet.no/wp-content/uploads/sites/105/2018/09/Rapport-Kunstig-intelligens-og-maskinlaering-til-nett.pdf>
- Thagaard, T. (2013). *Systematikk og innlevelse: En innføring i kvalitativ metode*. (4. utg. ed.). Bergen: Fagbokforl.
- Traaseth, A. & Haugli, H. (Produsenter). *Innopodden, episode 9: Sigve Brekke - Kunstig Intelligens*. [Lyd podcast]. (2017). Hentet fra: <http://www.innopodden.no/episode-9-sigve-brekke-kunstig-intelligens/>
- Tørresen, J. (2013). *Hva er kunstig intelligens* (Vol. 49, Hva er). Oslo: Universitetsforl.
- World Economic Forum. (2017). *The Global Risks Report 2017, 12th Edition*. Hentet fra [http://www3.weforum.org/docs/GRR17\\_Report\\_web.pdf](http://www3.weforum.org/docs/GRR17_Report_web.pdf)
- Willekens, M. & Simunic, D. (2007). Precision in auditing standards: effects on auditor and director liability and the supply and demand for audit services, *Accounting and Business Research*, 37:3, 217-232, DOI: 10.1080/00014788.2007.9730073

Zikmund, W. G., Babin, B. J., Carr, J. C. & Griffin, M. (2010). *Business research methods* (8th ed. [rev. by] Barry J. Babin, Jon C. Carr, Mitch Griffin. utg.). Mason, Ohio: South Western Cengage Learning.

# Vedlegg

## Vedlegg 1: Intervjuguide - Revisjonsselskap og DnR

1. Hva er din stilling og hva er ansvarsområdet ditt i selskapet?
2. Hva er din utdanningsbakgrunn?
3. Hva er din erfaring med revisjon?
  - a. Hvor lenge har du jobbet med revisjon?
4. Hva er din erfaring med regnskapsestimer?
5. Hva er din erfaring/kunnskap med kunstig intelligens?
  
6. Hva legger du i begrepet kunstig intelligens?
7. Hva tenker du om fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter?
8. Hvilke revisjonsrelevante forretningsprosesser tror du maskinlæring har størst potensial til å overta/effektivisere?
  
9. Hvem reviderer IT-systemer hos dere? Og hvilken rolle har de i et revisjonsteam?
  - a. Hvilket rammeverk benytter dere eventuelt?
10. I hvilken grad har dere drøftet problemstillinger med revisjon av maskinlæring?
11. Anser du GITK som relevant i revisjonen av prosesser der maskinlæring er tatt i bruk?
  - a. Eventuelt hvilke GITK ville du fokusert på?
12. Anser du applikasjonskontroller som relevant i et informasjonssystem der maskinlæring er tatt i bruk?
13. Synes du dagens revisjonsmetodikk er tilstrekkelig for å håndtere maskinlæring?
  
14. Hva er din kjennskap til svart boks-problemet og hvordan mener du det vil påvirke revisjonen?
15. Hva er din kjennskap til utfordringen med skjevheter i algoritmer og datasett, og hvordan mener du det vil påvirke revisjonen?
16. Hvordan vil *innledende risikovurderingshandlinger* bli påvirket av regnskapsestimer som er beregnet av maskinlæring?
  - a. Hvordan tror du den interne kontrollen blir påvirket?
17. Ville du karakterisert maskinlæring som en særskilt risiko under revisjonen?

18. Hvordan vil maskinlæring påvirke *videre revisjonshandlinger* med hensyn på vurdering av regnskapsestimater?
19. Hvordan vil regnskapskvaliteten til regnskapsestimater påvirkes når den er beregnet av maskinlæring?
20. Vil risiko for misligheter knyttet til regnskapsestimater bli påvirket dersom denne er beregnet av maskinlæring?
21. Hva tenker du om utdanningsløpet til revisjonsyrket?
22. Hva tenker du om etterutdanning av revisorer?

## Vedlegg 2: Intervjuguide – CAIR

1. Hva er din posisjon i CAIR?
  - a. Hvor mange år har du hatt denne posisjonen?
2. Hvorfor startet dere CAIR?
3. Hva er din utdannelsesbakgrunn?
4. Hva er din erfaring med kunstig intelligens?
5. Hva er din erfaring med regnskap og revisjon?
  
6. Hva legger du i begrepet «kunstig intelligens»?
7. Hva tenker du om fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter?
8. Hvor langt vil du si at maskinlæring har kommet?
9. Hvilke forretningsprosesser tror du maskinlæring har størst potensial til å overta/effektivisere?
  
10. Hva tenker du er de største utfordringene med maskinlæring?
11. Hva tenker du om svart boks-problemet?
  - a. Finnes det gode løsninger på problemet?
12. Hva tenker du om utfordringen med skjevheter i algoritmer og datasett?
13. Hvordan tror du disse utfordringene vil påvirke den eksterne revisjonen av et maskinlæringssystem?
  
14. Tror du kompetansebehovet i revisjonsbransjen vil endre seg i fremtiden?
15. Hvem bør verifisere et maskinlæringssystem?
16. Hvordan burde en verifisering av maskinlæring gjennomføres?



## Vedlegg 3: Intervjuguide – Finanstilsynet

1. Hva er din stilling og hva er ansvarsområdet ditt i selskapet?
2. Hva er din utdanningsbakgrunn?
3. Hva er din erfaring med revisjon?
  - a. Hvor lenge har du jobbet med revisjon?
4. Hva er din erfaring med regnskapsestimer?
5. Hva er din erfaring/kunnskap med kunstig intelligens?
6. Hvilken kompetanse har de som utfører tilsyn i revisjonsbransjen i Finanstilsynet?
  
7. Hva legger du i begrepet kunstig intelligens?
8. Hva tenker du om fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter?
9. Hvilke revisjonsrelevante forretningsprosesser tror du maskinlæring har størst potensial til å overta/effektivisere?
  
10. I hvilken grad har dere drøftet problemstillinger med revisjon av maskinlæring?
11. Synes du dagens revisjonsmetodikk er moden for å håndtere maskinlæring?
  
12. Hva er din kjennskap til svart boks-problemet og hvordan mener du det vil påvirke revisjonen?
13. Hva er din kjennskap til utfordringen med skjevheter i algoritmer og datasett, og hvordan mener du det vil påvirke revisjonen?
14. Hvordan bør revisor gå frem for å få betryggende sikkerhet for at IT-systemer med maskinlæring ikke inneholder vesentlig feilinformasjon?
15. Anser dere nye teknologier som maskinlæring brukt i revisjonsrelevante prosesser som en økt risiko for revisjonen?
16. Vi kan lese at dere ikke har hatt tematisk tilsyn knyttet til IT-revisjon. Vil dette bli mer aktuelt i fremtiden?
  
17. Hvordan vil regnskapskvaliteten til regnskapsestimer påvirkes når den er beregnet av maskinlæring?
18. Vil risiko for misligheter knyttet til regnskapsestimer bli påvirket dersom denne er beregnet av maskinlæring?

19. Hva tenker du om utdanningsløpet til revisjonsyrket?
20. Hva tenker du om etterutdanning av revisorer?

## Vedlegg 4: Intervjuguide – Datatilsynet

1. Hva er din stilling og hva er ansvarsområdet ditt i selskapet?
  - a. Hvor mange år har du hatt denne stillingen?
2. Hva er din utdannelsesbakgrunn?
3. Hvilken kompetanse sitter Datatilsynet på?
  
4. Hva legger du i begrepet kunstig intelligens?
5. Hva tenker du om fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter?
6. Hvilke prosesser i en virksomhet har maskinlæring størst potensial til og bli brukt i?
  
7. Har dere foretatt tilsyn på maskinlæringssystemer?
8. Hvem har tilstrekkelig kompetanse til å utføre tilsyn/verifisere maskinlæringssystemer?
9. Hvordan fungerer tilsynsprosessen?
10. Hva slags rolle tenker du revisjonsselskapene har ved revidering av maskinlæringssystemer?
11. Maskinlæring møter utfordringer med GDPR. Vil beregning av regnskapsestimer møte disse utfordringene?
12. Er det noen bransjer som er mer “utsatt” for personvernreguleringer enn andre?
  - a. Er det noen forretningsprosesser som er mer utsatt enn andre?
13. Er regelverket tilstrekkelig for denne teknologien? Burde det være ytterligere reguleringer til maskinlæring?
14. Hva tenker du om utdanningsløpet til revisjonsyrket?
15. Hva tenker du om etterutdanning av revisorer?

## Vedlegg 5: Intervjuguide - Norsk systemutvikler

1. Hva er din stilling og ansvarsområde i selskapet?
2. Hva er er/gjør deres selskap?
3. Hva er/gjør deres produkt?
4. Hvem er ansvarlig for at systemet lærer korrekt?
5. Hva tror du om fremtiden til maskinlæring i norske bedrifter?
6. Hva tenker du om bruk av maskinlæring til regnskapsestimer?
7. Hva tenker du om ulike risikoer forbundet med maskinlæring?
8. Hvilke utfordringer møter dere som utvikler av kunstig intelligens?
9. Hvordan er det å selge systemer med kunstig intelligens applikasjoner i Norge?

## Vedlegg 6: Refleksjonsnotat 1

I forbindelse med masteravhandlingen i regnskap og revisjon ved Universitet i Agder, skal kandidaten skrive et refleksjonsnotat knyttet til temaene: internasjonalisering, innovasjon og ansvar. Notatet skal knyttet temaet for masteroppgaven opp mot nevnte punkter. Formålet med refleksjonsnotatet er å vurdere kvaliteten på kandidatens læringsutbytte, og bruke dette til å forbedre faginnholdet. Videre vil kandidatene ha nytte av en slik refleksjon før de går inn i arbeidslivet. Innledningsvis vil det være en kort oppsummering av hva masteroppgaven omhandler, samt de viktigste funnene og konklusjonene. Deretter vil kandidaten på bakgrunn av kunnskap opparbeidet seg gjennom masterprogrammet, diskutere hvordan internasjonalisering, innovasjon og ansvar relaterer seg til utredningen.

### **Sammendrag av oppgaven**

Formålet med oppgaven har vært å undersøke hvordan revisor ville utført en ekstern revisjon av regnskapsinformasjon beregnet av maskinlæring. De siste årene har det vært en teknologisk utvikling som har endret hvordan selskaper opererer. Revisjonsselskapene har begynt å ta i bruk avansert teknologi som revisjonsverktøy for å effektivisere og øke kvaliteten på revisjonsprosessen. Det er derimot lite forsket på hvordan revisorer skal revidere avansert teknologi som påvirker det finansielle regnskapet. På bakgrunn av dette er avhandlingens problemstilling: «Hvordan kan revisors vurdering av regnskapsestimer bli påvirket av den revisjonspliktiges bruk av maskinlæring?». For å konkretisere problemstilling ble det utledet tre forskningsspørsmål. En forutsetning for oppgaven er at revisor anser IT-systemet som relevant for den finansielle rapporteringen.

Innledningsvis i oppgaven presenteres en litteraturgjennomgang av kunstig intelligens, med fokus på maskinlæring, for å belyses teknologiens muligheter og utfordringer. Deretter blir oppgavens teoretiske grunnlag presentert. I teorien blir blant annet revisjonsrisikomodellen belyst, som er en viktig del revisjonsprosessen som oppgaven bygger på. Videre er det et kapittel som fletter sammen litteraturgjennomgangen av kunstig intelligens og revisjonsteorien. Her presenteres en studie som viser at regnskapsestimer kan bli mer nøyaktige og eliminere risikoer knyttet til misligheter og økonomisk usikkerhet. I metodedelens fremkommer det at oppgaven er eksplorativ, med en kvalitativ forskningsmetode. Avhandlingens datagrunnlag er innhentet gjennom dybde-intervjuer av

elleve informanter. Informantene tilhører revisjonsbransjen, et kunstig intelligens-senter, finanstilsynet, datatilsynet, revisorforeningen og et norsk selskap som utvikler kunstig intelligens-systemer. Problemstillingen er diskutert av informantene i varierende grad, noe som er poengtert i metodekapittelet og kommer frem i funn og analyse-delen. Funn og analyse-kapittelet tar utgangspunkt i forskningsspørsmålene.

Av de viktigste funnene kommer det frem at ved den innledende risikovurdering vil kontrollrisikoen øke dersom revisjonskunden bruker maskinlæring til å beregne regnskapsestimater. Dette begrunnes i at kompetansen på maskinlæring er lav. Det kommer likevel frem at de interne kontrollene vil bli mer effektive på lang sikt. Videre påpeker informantene at de interne kontrollene, herunder generelle IT-kontroller, vil fortsatt spille en viktig rolle i fremtiden. Funnene viser at det med den nye teknologien kan risiko for misligheter reduseres, samt at profesjonell skepsis vil være viktig for å forebygge skjevheter i algoritmer og datasett. Dette harmonerer med teori som blir belyst. Informantene er uenige om hvordan maskinlæring vil påvirke videre revisjonshandlinger. Ved valg av revisjonstilnærming splittes informantene mellom en svart boks-fremgangsmåte og en hvit boks-fremgangsmåte. Dersom maskinlæringssystemet er komplisert, vil en hvit boks-fremgangsmåte være mest hensiktsmessig. Av funnene kommer det frem at valg av videre revisjonshandlinger blir påvirket av kompetansen til revisor, og således kan det tenkes at det vil bli enda viktigere med veiledning fra IT-eksperter i fremtiden. Informantene uttrykker en unison enighet om at de internasjonale standardene ikke legger noen begrensninger på å bygge revisjonen på et maskinlæringssystem. Likevel uttrykker informantene at det vil være et behov for mer veiledning i standardene for å revidere en slik teknologi.

### **Internasjonalisering**

Temaet for vår oppgave er inspirert av den teknologiske utviklingen som skjer i de store internasjonale selskapene, samt ulike innovasjoner som har endret virksomhetens forretningsprosesser og forretningsmodeller. Utredningen vår har tatt utgangspunkt i revisjonsbransjen i Norge. De fleste teknologiske nyvinninger og endringer skjer utenfor våre landegrenser, men det tar sjelden lang tid før de treffer det norske næringslivet.

Revisjonsbransjen skal uttrykke en mening om at det finansielle regnskapet til selskaper er uten vesentlig feilinformasjon og utarbeidet i samsvar med gjeldende rammeverk for finansiell rapportering. Det kan tenkes at det ikke vil ta lang tid før disse nye teknologiske og forretningsmessige endringene vil påvirke det finansielle regnskapet. Ved utarbeidelse av

denne masteroppgaven har vi observert og forstått at de store revisjonsselskapene i Norge har økt fokuset på teknologisk kompetanse blant sine ansatte. Ved å sørge for å inneha etterspurt kompetanse i selskapet, har revisjonsselskapene i Norge et godt utgangspunkt for å møte fremtidens revisjons-utfordringer. Revisorloven definerer revisor som allmennhetens tillitsmann ved utøvelse av sitt yrke. Således er det essensielt at revisor og revisjonsbransjen kontinuerlig jobber for å holde seg oppdatert på globale og nasjonale teknologiske trender, samt vedlikeholder og utvikler sin kompetanse. Ved en slik tilnærming kan revisorene opprettholde sin status som samfunnets tillitsmann.

### **Innovasjon**

I de seneste årene har utbredelsen av avanserte og anvendelige informasjonssystemer, herunder IT-systemer, økt. Et godt implementert IT-system har store effektiviseringsfordeler for selskapet som implementerer det. Videre har nye metoder og tankeganger endret hvordan budsjett og regnskap utarbeides. Eksempelvis implementerte Equinor en ny måte å håndtere budsjettet på, kalt Beyond Budgeting. Denne tankegangen for hvordan budsjettet skal kontinuerlig utarbeides gjør at budsjettet anses som relevant i mye større grad enn tidligere. Slik oppfyller Beyond Budgeting et stort behov i dagens næringsliv, nemlig relevant og nyttig informasjon innen riktig tid. En av de store utfordringene med dagens revisjon er at revisjonsberetningen kommer seks måneder etter regnskapsslutt. Når revisjonsberetningen kommer til brukerne av regnskapet, har nytteverdien gått betraktelig ned. Det er ingen enkel løsning på hvordan revisjonsbransjen skal løse denne utfordringen. Det kan likevel tenkes at ved bruk av ny teknologi og avanserte IT-systemer, er det mulig å utvikle en løsning der regnskapsinformasjonen blir revidert fortløpende gjennom året. En slik fremgangsmåte vil kreve en stor investeringsvilje fra revisjonsselskapenes side, både i tid og penger.

### **Ansvar**

Revisor har i utgangspunktet et stort ansvar ved å være allmennhetens tillitsmann, jf. Revl §1-2. I utøvelsen av sin jobb, kan revisor møte på et mangfold av etiske utfordringer. Den Norske revisorforenings (DnR) regelverk om etikk belyser flere grunnleggende prinsipper som revisor må etterleve. I regelverket beskriver DnR forskjellige trusler som kan påvirke etterlevelsen av disse grunnleggende prinsippene. Den teknologiske utviklingen i næringslivet og revisjonsbransjen vil by på mange muligheter og forbedringer, men også noen utfordringer. Det er vanskelig å si hvilke utfordringer som vil oppstå som følge av den teknologiske utviklingen da det fortsatt er på et relativt tidlig stadie. Likevel kan det påpekes

at ved den økte mengden tilgjengelig data i informasjonssystemene hos selskapene, vil det være essensielt for revisor og dens medarbeidere å etterleve prinsippene om integritet, objektivitet og konfidensialitet. Tillit til omverdenen er kanskje revisors viktigste attributt. For revisjonsselskapene er det følgelig vitalt å sørge for at sine ansatte har den riktige kompetansen og er innforstått med sitt ansvar. Dette kan oppnås med relevant kursing, tett oppfølging og god organisasjonskultur.



Aksel Stavn Nokhart

Kristiansand, 2. juni 2019



## Vedlegg 7: Refleksjonsnotat 2

### **Sammendrag av masteravhandling**

I denne masterutredningen har vi undersøkt hvordan teknologisk utvikling implementert i næringslivet kan påvirke revisors vurdering av en regnskapspost. Tidligere forskning og masteravhandlinger har fokusert på hvordan revisjonsbransjen digitaliseres og kan bruke analytiske verktøy i revisjonsprosessen, men lite forskning har blitt utført på hvordan revisors vurdering vil bli påvirket når deres revisjonskunder implementerer mer kompleks informasjonsteknologi i deres forretningsprosesser. Litteratur viser til økt bruk av maskinlæring og andre analytiske verktøy, men foreløpig har ikke disse IT-systemene blitt vurdert av revisor.

Vi har på bakgrunn av litteratur avgrenset avhandlingen til å utforske hvordan revisjonspliktige selskaper i Norge kan benytte maskinlæringsalgoritmer til å utarbeide og direkte rapportere enhetens regnskapsestimater. Dette er en regnskapspost som er komplisert å vurdere for revisor, inneholder mye skjønnsutøvelse og medfører derfor mange revisjonsrelaterte utfordringer som gjør at revisjonskvaliteten følgelig kan være lav. Nyere forskning viser at estimater beregnet av maskinlæringsalgoritmer er mer presise enn ledelsen selv estimerer de til. Våre funn indikerer at informantene ville økt kontrollrisikoen under risikovurderingen. Maskinlæring vil gjøre revisors risikovurdering mer sammensatt, da det vil være nye risikoer revisor må vurdere, herunder svart boks-problematikken og skjevheter i datasett og algoritme. Videre avdekker vi at informantene er uenige om man skal revidere gjennom eller rundt et slikt IT-system. Av funnene kommer det frem at maskinlæringsalgoritmens kompleksitet og kompetanse til revisor og den revisjonspliktige, er avgjørende faktorer for hvilken revisjonstilnærming revisor velger. Majoriteten av informantene mener at ved komplekse maskinlæringsalgoritmer er man nødt til å revidere gjennom systemet for å få tilstrekkelig revisjonsbevis for at det ikke foreligger vesentlige feil. De internasjonale revisjonsstandardene er prinsippbaserte og følgelig vil ikke disse legge noen begrensninger for å bygge revisjonen på et maskinlæringssystem. Det uttrykkes likevel et ønske om mer veiledning og eksempler slik at revisor som jobber med dette får mer veiledning enn de har i dag. I likhet med teori, viser funnene at formuleringen til revisjonsstandardene er et omstridt tema hvor det strides hvordan de skal formuleres.

Utdanningsløpet jeg har gjennomført på Universitetet i Agder har vært avgjørende for avhandlingens resultat. Avhandlingen tar for seg to store fagfelt, informatikk og revisjon. Det har derfor vært viktig med forkunnskap i revisjonsfaget, da det har vært en ressurskrevende prosess å sette seg inn maskinlæring. Dette har til tider vært krevende, men også en lærerik prosess jeg påstår vi har kommet styrket ut av. Avgjørende for strukturen og en gjennomtenkt forskningsprosess har vært emnet ME-423 Research Methods in Business.

### **Internasjonalisering**

Avhandlingen handler om hvordan revisor blir påvirket ved bruk av nye teknologier til regnskapsavleggelse. Internasjonalt ser man teknologiske trender hvor alle de fem store revisjonsselskapene investerer i digitale verktøy og teknologier som kan enten effektivisere eller øke kvaliteten på en forretningsprosess, og deres revisjonskunder gjør det samme. En ekstern revisjon baseres på de internasjonale revisjonsstandardene som utgis av International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB), hvor endringer i standarden vil påvirke flere enn bare den norske revisjonen. Ved den revisjonspliktiges implementering av komplekse systemer, vil kravet til revisors egenskaper endres. Internasjonal litteratur påpeker at revisor må besitte en grunnleggende forståelse for teknologi og prosessforståelse. Våre funn viser at flere informanter påpeker at de internasjonale standardene burde inneholdt mer veiledning og eksempler av de utfordringene revisor møter i dag. Dette fører til at revisor ikke ser etter veiledning i revisjonsstandarder, men må bruke eksperter med IT-kompetanse. Dette fører til økt fokus på å ha denne kompetansen internt i de største revisjonsselskapene i verden. Det blir viktig for revisjonsbransjen i Norge og følge de internasjonale trendene knyttet til utdanning. Revisorutdanningen i Norge har akkurat begynt og digitaliseres, mens blant annet i Nederland finnes det egne masterprogrammer for IT-revisjon. Her ligger Norge overraskende langt bak.

### **Innovasjon og nytenkning**

Våre funn viser at det er uenighet mellom informantene om hvilken revisjonstilnærming som vil være mest måleffektivt når revisjonskunden bruker maskinlæring til regnskapsavleggelse. Dette viser at revisjonsselskapene i forskjellig grad har drøftet hvilke utfordringer slike teknologier kan medføre revisjonen. Maskinlæring har vært forsket på lenge, men ikke før de siste årene har man oppdaget teknologiens potensial og anvendeligheten. Foreløpig har ikke slike informasjonsteknologisystemer være relevant i en ekstern revisjon, men litteratur viser at det ikke er lenge til slike systemer kan bli relevante for revisor. Studien er av et eksplorerende

design hvor vi ser på en problemstilling som foreløpig ikke har et fasitsvar. Likevel identifiserer vi maskinlærings-spesifikke risikoer som kan påvirke hvordan en ekstern revisjon vil planlegges og gjennomføres. Man vil møte problemer med svart boks-problematikk, skjevheter i data eller algoritme og utfordringer ved at et system lærer fortløpende på inndata sendt inn systemet. Her er det foreløpig gjennomført lite forskning, hvor det er rimelig å anta at mer litteratur vil bli publisert. Studiens funn viser at noen informanter tenker utenfor de tradisjonelle måtene å håndtere et slikt system, som viser til at revisjonsbransjen forsøker å være innovative og lete etter nye løsninger.

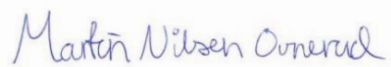
Videre vil det nok skje store endringer i hvordan en ekstern finansiell revisjon ser ut i fremtiden. I dag kan revisjonspliktige få sitt finansielle regnskap signert og godkjent av revisor et halvt år etter regnskapsperiodens slutt. Det blir nok viktigere for revisjonsbransjen og være innovative og finne løsninger på revisjonen som kan gi regnskapsbrukere enda større nytteverdi enn dagens revisjonstjeneste. En mye omtalt løsning er revisjon i sanntid. Dette er en løsning som kan passe dynamiske IT-systemer som for eksempel maskinlæring. Et slikt system trenger ikke å utføre beregninger etter de samme reglene i samme regnskapsperiode, noe som kan kreve en mer kontinuerlig overvåkning for å få tilstrekkelig revisjonsbevis for kontrollens effektivitet gjennom en regnskapsperiode.

### **Ansvarlighet**

Revisor blir omtalt som allmenhetens tillitsperson. Revisor som en uavhengig tredjepart skal bekrefte at et regnskap er uten vesentlige feil. Det hviler et stort ansvar på revisor på å opptre som en uavhengig part, og i en revisjon kan revisor møte mange etiske problemstillinger. Vi har avgrenset vår oppgave fra å studere de etiske aspektene ved revisjonen, men litteratur viser at maskinlæringsteknologi kan by på flere etiske utfordringer. Maskinlæring er avhengig av mye data, og i denne dataen kan det være sensitiv informasjon som kan bryte med personvernforordningen. Revisor som et uavhengig organ, kan i visse tilfeller møte et maskinlæringssystem som åpenbart bryter GDPR-lovgivningen. Dette vil sette revisor i en potensiell vanskelig posisjon da dette egentlig vil falle utenfor en finansiell revisjon. Slike saker kan være med å skade revisors omdømme, som kan ramme hele revisorprofesjonen globalt.

Når slike informasjonssystemer blir brukt og er relevant for revisjonen, blir det viktig at revisor klarer å verifisere at logikken til IT-systemet virker effektivt og ikke gjør feil.

Viktigheten kan begrunnes i at slike systemer har en læringseffekt. Hvis maskinlæringsystemet tar opp en feil på et tidlig tidspunkt, kan denne feilen bli videreført til neste regnskapsperioder.



Martin Nilsen Ovnerud

---

Martin Nilsen Ovnerud  
Kristiansand, 2. juni 2019